



**TUGAS AKHIR - SS 141501**

***MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN  
ALGORITMA APRIORI, FUZZY  $c$ -COVERING,  
DAN ASSOCIATION RULES NETWORKS DI K1 MART ITS***

**ZUMARSIYAH MAHSYARI  
NRP 062114 4000 0057**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2018**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



**TUGAS AKHIR - SS 141501**

***MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN  
ALGORITMA APRIORI, FUZZY  $c$ -COVERING,  
DAN ASSOCIATION RULES NETWORKS DI K1 MART ITS***

**ZUMARSIYAH MAHSYARI  
NRP 062114 4000 0057**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2018**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



**FINAL PROJECT - SS 141501**

**MARKET BASKET ANALYSIS USING APRIORI  
ALGORITHM, FUZZY  $c$ -COVERING ALGORITHM,  
AND ASSOCIATION RULES NETWORKS AT K1 MART ITS**

**ZUMARSIYAH MAHSYARI  
Student Number 062114 4000 0057**

**Supervisor  
Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2018**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LEMBAR PENGESAHAN

### **MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI, FUZZY c-COVERING, DAN ASSOCIATION RULES NETWORKS**

#### **TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada  
Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :  
**ZUMARSIYAH MAHSYARI**  
NRP. 062114 4000 0057

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :  
**Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.**  
NIP. 19691212 199303 2 002

(  )

Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika FMKSD ITS



**Dr. Suhartono**

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2018

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



# **MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI, FUZZY c-COVERING, DAN ASSOCIATION RULES NETWORKS DI K1 MART ITS**

**Nama** : Zumarsiyah Mahsyari  
**NRP** : 062114 4000 0057  
**Departemen** : Statistika  
**Dosen Pembimbing** : Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.

## **Abstrak**

*Memasuki masa transisi dari PTN BLU menjadi PTN BH, melalui KPRI ITS, ITS membuka minimarket yang mengusung nama K1 Mart ITS pada tahun 2015. Sebagai bisnis baru tentunya K1 Mart ITS membutuhkan strategi pemasaran yang tepat untuk dapat menarik banyak konsumen, salah satunya dengan memperhatikan pola barang yang dibeli oleh konsumen yang dapat diketahui dengan market basket analysis. Market basket analysis merupakan salah satu penggunaan teknik asosiasi yang digunakan untuk menemukan kelompok-kelompok barang yang terjadi secara bersamaan dalam suatu transaksi. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah Apriori, Fuzzy c-Covering, dan Association Rules Networks. Apriori menggunakan frequent itemsets dalam keseluruhan transaksi untuk menemukan pola pembelian konsumen tanpa memperhatikan hubungan tiap item dalam tiap transaksi, berbeda dengan algoritma Fuzzy c-Covering yang bekerja berdasarkan persepsi bahwa semakin banyak item yang dibeli dalam suatu transaksi, maka hubungan antar item dalam transaksi itu semakin lemah. Association Rules Networks (ARN) merupakan metode yang dapat memvisualisasikan hubungan antar item ke dalam bentuk network. Dari hasil ini, dapat dilihat hubungan langsung dan tidak langsung antar item. Penelitian ini menggunakan data transaksi K1 Mart ITS bulan Maret 2018. Hasil yang didapat adalah bahwa kelompok air mineral merupakan jenis barang yang paling berpengaruh dalam keseluruhan transaksi selama Maret 2018 berdasarkan ketiga metode tersebut menggunakan berbagai ukuran (support, confidence, dan lift untuk Apriori; support dan confidence untuk Fuzzy c-Covering; serta centrality dan page rank untuk ARN).*

**Kata Kunci:** *Apriori, Association Rules Networks, Fuzzy c-Covering, Market Basket Analysis*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **MARKET BASKET ANALYSIS USING APRIORI ALGORITHM, FUZZY c-COVERING ALGORITHM, AND ASSOCIATION RULES NETWORKS AT K1 MART ITS**

**Name** : Zumarsiyah Mahsyari  
**Student Number** : 062114 4000 0057  
**Department** : Statistika  
**Supervisor** : Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si.

## **Abstract**

*Entering the transition period from PTN BLU to PTN BH, through KPRI ITS, ITS opened a minimarket that carries the name of K1 Mart ITS in 2015. As a new business, K1 Mart ITS needs the right marketing strategy to attract many consumers, goods purchased by consumers that can be known by market basketball analysis. Market basketball analysis is one of the uses of association techniques used to find groups of items that occur simultaneously in a transaction. Algorithm used in this research is Apriori, Fuzzy c-Covering, and Association Rules Networks. Apriori uses frequent itemsets in the overall transaction to find consumer purchase patterns regardless of the relationship of each item in each transaction, in contrast to the Fuzzy c-Covering algorithm that works based on the perception that the more items purchased in a transaction, the relationship between items in the transaction is increasingly weak. Association Rules Networks (ARN) is a method that can visualize the relationship between items into a network. From these results, we can see the direct and indirect relationships between items. This study used K1 Mart ITS transaction data in March 2018. The results obtained are that the mineral water group is the most influential type of goods in the overall transaction during March 2018 based on the three methods using various sizes (support, confidence, and elevator for Apriori; support and confidence for Fuzzy c-Covering, as well as centrality and page rank for ARN).*

**Keywords** : *Apriori, Association Rules Networks, Fuzzy c-Covering, Market Basket Analysis*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul

***“MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA  
APRIORI, FUZZY c-COVERING, DAN ASSOCIATION RULES  
NETWORKS”***

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan maupun dukungan dari berbagai pihak yang telah terlibat baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Ibu Dr. Dra. Kartika Fithriarsari, M.Si. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir, atas waktu yang telah diberikan dalam membimbing dan memberi masukan bagi penulis.
2. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D. dan Ibu Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
3. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika FMKSD ITS yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana sehingga membantu penulis menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 Statistika ITS yang membantu secara administrasi dalam proses penyusunan Tugas Akhir.
5. Seluruh dosen dan karyawan di lingkungan Departemen Statistika ITS yang telah memberikan banyak ilmu, pengalaman, dan bantuan kepada penulis selama menempuh proses perkuliahan.
6. Bapak (Alm.) Djimin dan Ibu Sriyati selaku orang tua penulis serta kakak-kakak penulis (Rahina Ibaniati, Dara Kurnia Anggarani, dan Annisaa Salasari) atas doa, kasih sayang, dan dukungan lainnya baik secara moriil dan materiil sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan baik.

7. Teman-teman Statistika ITS khususnya angkatan 2014 yang telah menjadi keluarga pengganti penulis selama masa perkuliahan.
8. Teman-teman seperjuangan dari Kementerian Perekonomian BEM ITS 2015/2016, LKMM TM 2016 (khususnya FORKOM DIVERGENT), Provinsi Lampung GERIGI ITS 2016, dan IHMSI yang selalu memberikan dukungan dan membantu penulis dalam mengasah *softskill*.
9. Aida A.N. Ramadhian, Madyanissa Yuniar, Feby Genta Ananda, Dante Alkahfi, dan Destrian Hervina selaku sahabat penulis atas waktu, bantuan, motivasi, dan dukungan lainnya yang telah diberikan sepanjang hidup penulis.
10. R.H. Hary Hernandha, Galih Eldyawan, dan Azalia selaku mentor sekaligus kakak pendamping penulis selama masa perkuliahan di ITS atas inspirasi dan nasihat yang diberikan.
11. Nanda Remal Hudaya dan Siti Qomariyah atas bantuan yang diberikan langsung dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
12. Semua pihak lainnya yang turut membantu dalam pelaksanaan Tugas Akhir yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam laporan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun selalu penulis harapkan guna perbaikan di masa yang akan datang sehingga hasil dari Tugas Akhir ini memberikan manfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>COVER PAGE</b> .....	v
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	vii
<b>ABSTRAK</b> .....	ix
<b>ABSTRACT</b> .....	xi
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xviii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xxi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1    Latar Belakang .....	1
1.2    Rumusan Masalah .....	4
1.3    Tujuan Penelitian.....	4
1.4    Manfaat Penelitian.....	4
1.5    Batasan Masalah.....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	7
2.1 <i>Market Basket Analysis</i> .....	7
2.2 <i>Association Rules Mining</i> .....	7
2.3 <i>Algoritma Apriori</i> .....	9
2.4 <i>Algoritma Fuzzy c-Covering</i> .....	15
2.5 <i>Association Rules Networks</i> .....	21
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	29
3.1    Sumber Data .....	29

3.2	Variabel Penelitian .....	29
3.3	Struktur Data .....	29
3.4	Langkah Analisis .....	30
3.5	Diagram Alir.....	32
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....</b>		<b>35</b>
4.1	<i>Preprocessing Data</i> .....	35
4.2	Eksplorasi Data.....	43
4.3	<i>Market Basket Analysis</i> dengan Algoritma <i>Apriori</i> .....	46
4.4	<i>Market Basket Analysis</i> dengan Algoritma <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	51
4.5	<i>Market Basket Analysis</i> dengan <i>Association Rules Networks (ARN)</i> .....	53
4.6	Perbandingan Hasil dari Masing-masing Metode .....	59
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>		<b>61</b>
5.1	Kesimpulan.....	61
5.2	Saran.....	62
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>63</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>		<b>67</b>



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b>	Ilustrasi Network of Products .....	22
<b>Gambar 2.2</b>	Ilustrasi <i>Communities of Products</i> .....	23
<b>Gambar 3.1</b>	Contoh Nota Transaksi.....	29
<b>Gambar 3.2</b>	Diagram Alir Penelitian .....	32
<b>Gambar 4.1</b>	<i>Flowchart</i> Pembuatan <i>Database</i> Transaksi .....	35
<b>Gambar 4.2</b>	Flowchart Penghapusan Kode Barang .....	38
<b>Gambar 4.3</b>	Flowchart Pembuatan Database Berdasarkan Struktur Market Basket Analysis .....	39
<b>Gambar 4.4</b>	Flowchart Pembuatan Struktut Data Biner .....	41
<b>Gambar 4.5</b>	Pie Chart Banyak Jenis Barang dalam Satu Transaksi .....	43
<b>Gambar 4.6</b>	Support Count pada Tiap Jenis Barang .....	45
<b>Gambar 4.7</b>	Pie Chart Nilai Lift dari 50 Rules .....	50
<b>Gambar 4.8</b>	Pie Chart Persebaran Banyak Anggota Communities .....	54

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b> Contoh Database Transaksi Penggunaan Apriori .....	10
<b>Tabel 2.2</b> Jumlah Kejadian Item Iterasi Pertama .....	11
<b>Tabel 2.3</b> <i>Frequent 1-itemsets</i> .....	11
<b>Tabel 2.4</b> Itemset Bangkitan Kandidat $C_2$ .....	11
<b>Tabel 2.5</b> Jumlah Kejadian Item Iterasi Kedua.....	12
<b>Tabel 2.6</b> <i>Frequent 2-itemsets</i> .....	12
<b>Tabel 2.7</b> Itemset Bangkitan Kandidat $C_3$ .....	13
<b>Tabel 2.8</b> Jumlah Kejadian Item Iterasi Ketiga .....	13
<b>Tabel 2.9</b> Contoh <i>Database</i> Transaksi Penggunaan <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	17
<b>Tabel 3.1</b> Struktur Data.....	30
<b>Tabel 4.1</b> Statistika Deskriptif Pembelian Barang.....	44
<b>Tabel 4.2</b> Sepuluh Barang yang Dibeli dengan Frekuensi Tertinggi.....	44
<b>Tabel 4.3</b> <i>Frequent 1 Itemset</i> Algoritma Apriori .....	46
<b>Tabel 4.4</b> <i>Frequent 2 Itemset</i> Algoritma Apriori .....	47
<b>Tabel 4.5</b> Lima Rules Algoritma Apriori dengan Lift Tertinggi	48
<b>Tabel 4.6</b> Lima Rules Algoritma Apriori dengan Lift Terendah	49
<b>Tabel 4.7</b> Lima <i>Frequent 1 Itemset</i> Algoritma <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	51
<b>Tabel 4.8</b> <i>Frequent 2 Itemset</i> Algoritma <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	52
<b>Tabel 4.9</b> Banyak Barang pada Tiap Community.....	54
<b>Tabel 4.10</b> Nilai Res Tertinggi untuk Community 31 .....	56
<b>Tabel 4.11</b> Barang dengan Nilai Res Tertinggi .....	57
<b>Tabel 4.12</b> Nilai Page Rank Tertinggi untuk Community 31 .....	58
<b>Tabel 4.13</b> Barang dengan Nilai Page Rank Tertinggi .....	58
<b>Tabel 4.14</b> Perbandingan Hasil Ketiga Metode .....	59

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1</b>	Nota Pembelian/Struk .....	67
<b>Lampiran 2</b>	<i>Syntax</i> Membuat <i>Database</i> .....	67
<b>Lampiran 3</b>	<i>Syntax</i> Membuat <i>Itemlist</i> Per Transaksi.....	68
<b>Lampiran 4</b>	<i>Syntax</i> Membuat Daftar Barang dalam Transaksi..	69
<b>Lampiran 5</b>	<i>Syntax</i> Membuat Data Biner .....	69
<b>Lampiran 6</b>	<i>Syntax</i> Algoritma <i>Apriori</i> .....	70
<b>Lampiran 7</b>	<i>Syntax</i> Algoritma <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	71
<b>Lampiran 8</b>	<i>Syntax</i> <i>Association Rules Networks</i> .....	76
<b>Lampiran 9</b>	Struktur Data Transaksi Maret 2018 .....	78
<b>Lampiran 10</b>	Struktur Data <i>Itemlist</i> Maret 2018.....	78
<b>Lampiran 11</b>	Struktur Data Daftar Barang .....	79
<b>Lampiran 12</b>	Struktur Data Biner Maret 2018.....	79
<b>Lampiran 13</b>	<i>Network of Products</i> .....	80
<b>Lampiran 14</b>	<i>Louvain</i> .....	81
<b>Lampiran 15</b>	<i>Community 31</i> .....	82
<b>Lampiran 16</b>	<i>Community 32</i> .....	83
<b>Lampiran 17</b>	<i>Community 34</i> .....	84
<b>Lampiran 18</b>	<i>Community 35</i> .....	85
<b>Lampiran 19</b>	<i>Community 36</i> .....	86
<b>Lampiran 20</b>	<i>Community 39</i> .....	87
<b>Lampiran 21</b>	<i>Community 45</i> .....	88
<b>Lampiran 22</b>	<i>Community 51</i> .....	89
<b>Lampiran 23</b>	<i>Community 52</i> .....	90
<b>Lampiran 24</b>	<i>Community 55</i> .....	91
<b>Lampiran 25</b>	Hasil <i>Frequent 1 Itemset</i> Algoritma <i>Apriori</i> .....	92
<b>Lampiran 26</b>	Hasil <i>Frequent 2 Itemset</i> Algoritma <i>Apriori</i> .....	93
<b>Lampiran 27</b>	Rules dengan <i>Support</i> 0,01 atau <i>Confidence</i> 0,05	94
<b>Lampiran 28</b>	Hasil <i>Frequent 1 Itemset</i> Algoritma <i>Fuzzy c-Covering</i> .....	99

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Memasuki masa transisi dari Perguruan Tinggi Negeri Badan Layanan Umum (PTN BLU) menjadi Perguruan Tinggi Negeri Badan Hukum (PTN BH), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) melalui Koperasi Pegawai Republik Indonesia (KPRI) ITS resmi membuka *minimarket*-nya yang mengusung nama K1 Mart ITS pada tahun 2015 (Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2015). Dengan didirikannya K1 Mart ITS, diharapkan dapat memperkuat dan membangun kemampuan ekonomi para civitas akademika ITS karena ekonomi merupakan aspek penting untuk meningkatkan potensi ITS di masa transisi.

Agar tercapainya tujuan tersebut, sebagai bisnis ritel baru tentunya K1 Mart ITS membutuhkan strategi pemasaran yang tepat untuk dapat menarik banyak konsumen. Strategi pemasaran untuk bisnis ritel antara lain menentukan target pasar, menciptakan loyalitas pelanggan, memilih lokasi yang strategis, mencantumkan *brand* pada setiap barang, dan memberikan pelayanan yang prima kepada konsumen (Bisnis UKM, 2018). Strategi pemasaran yang sudah dilakukan oleh K1 Mart ITS adalah pemberian pelayanan seprima mungkin dengan membuka bisnis tersebut selama 14 jam setiap harinya dan menjual barang-barang yang dibutuhkan oleh para civitas akademika ITS, seperti makanan ringan, minuman, alat tulis, dan lain sebagainya. Selain itu, dengan memilih lokasi di depan Departemen Biologi ITS yang dianggap strategis dan memberikan promo khusus secara kontinu diharapkan dapat menarik minat banyak konsumen untuk kembali berbelanja di K1 Mart ITS.

Selain strategi-strategi di atas, pola tingkah laku konsumen juga penting untuk diperhatikan, seperti mengetahui pola barang yang dibeli oleh konsumen. Pola ini dapat diketahui dengan *market basket analysis*. *Market basket analysis* merupakan salah satu penggunaan teknik asosiasi yang digunakan untuk menemukan

kelompok-kelompok barang yang terjadi secara bersamaan dalam suatu transaksi (Witten, Frank, & Hall, 2011). Sebagai contoh, *market basket analysis* dapat mengungkapkan fakta bahwa konsumen yang membeli teh juga membeli makanan ringan atau fakta lainnya seperti konsumen yang membeli popok juga akan membeli air mineral. Fakta-fakta ini dapat menjadi sudut pandang baru bagi pihak *supermarket* untuk mengembangkan strategi mereka, seperti menyiapkan persediaan barang-barang yang cenderung dibeli bersamaan, merencanakan tata letak toko, membatasi diskon khusus hanya pada satu dari sekian *item* yang cenderung dibeli bersamaan, menawarkan kupon untuk barang yang sesuai ketika salah satunya dijual sendiri, dan seterusnya (Witten, Frank, & Hall, 2011).

Terdapat beberapa algoritma yang digunakan untuk melakukan *market basket analysis*. Algoritma yang paling umum digunakan adalah algoritma *Apriori*. Algoritma *Apriori* pertama kali diusulkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994 (Han, Kamber, & Pei, 2012). Algoritma ini didasarkan pada *frequent itemsets* yang diketahui sebelumnya. Algoritma ini cukup efisien karena adanya pemangkasan pada kandidat *k-itemset* dengan *subset* yang berisi *k-1 item* yang tidak memenuhi *minimum support* (Qomariyah, 2017).

Namun, dibalik kelebihan algoritma *Apriori*, algoritma tersebut cenderung fokus pada hubungan antar *item* dalam keseluruhan transaksi tanpa memperhatikan hubungan tiap *item* dalam tiap transaksi. Oleh sebab itu, algoritma *Fuzzy c-Covering* pun diusulkan untuk mengatasi hal tersebut. Dalam mencari hubungan antar *item*, algoritma ini berdasarkan pada persepsi bahwa semakin banyak *item* yang dibeli dalam suatu transaksi, maka hubungan antar *item* dalam transaksi itu semakin lemah (Budhi, Lim, & Prayitno, 2005).

*Association Rules Networks* (ARN) merupakan salah satu algoritma lainnya untuk *market basket analysis*. Algoritma ini memodelkan data transaksional sebagai jaringan. ARN mendeteksi komunitas barang dengan suatu jaringan yang dapat menemukan



hubungan yang kuat dan ekspresif di antara barang termasuk hubungan yang sulit ditemukan dengan peraturan asosiasi tradisional (Raeder & Chawla, 2010).

Terdapat beberapa penelitian yang telah dilakukan mengenai *market basket analysis* ini dalam berbagai algoritma. Qomariyah (2017) dalam penelitiannya membandingkan algoritma *Apriori*, *FP-Growth*, dan *Squeezer*. Hasil yang didapatkan bahwa algoritma *Apriori* memiliki waktu proses yang paling cepat dan menghasilkan pola pembelian yang lebih banyak dibandingkan algoritma lainnya. Penelitian dengan menggunakan algoritma *Fuzzy c-Covering* juga sudah banyak dilakukan. Salah satunya penelitian yang bertajuk *Penggunaan Metode Fuzzy c-Covering untuk Amalisa Market Basket pada Supermarket* yang dilakukan oleh Budhi, Lim, dan Prayitno (2005) menemukan bahwa semakin tinggi jumlah kombinasi yang dicari, waktu yang dibutuhkan relatif lebih cepat. Hal ini terjadi karena semakin lama, *item/itemset* yang tersaring semakin banyak sehingga kombinasi yang perlu dicari semakin sedikit. Verma (2017) pernah melakukan penelitian menggunakan algoritma *Association Rules Networks*. Dalam penelitiannya, ia secara visual menunjukkan tingkat keterkaitan antara setiap dua barang di masyarakat yang berbeda. Informasi ini memberi gambaran tentang barang yang dikumpulkan bersamaan dalam *dataset*. Selanjutnya, ia menerapkan teknik yang berbeda untuk menganalisis *communities of products* yang ditemukan. Untuk menemukan barang mana yang memainkan peran utama dalam masyarakat, ia menggunakan *density of networks*.

Berdasarkan penjelasan yang telah disebutkan di atas, penelitian ini akan menggunakan algoritma *Apriori*, *Fuzzy c-Covering*, dan *Association Rules Networks* untuk melakukan *market basket analysis* di K1 Mart ITS menggunakan data pembelian barang pelanggan. Selanjutnya, hasil dari penelitian untuk masing-masing algoritma dibandingkan sehingga dapat dijadikan sebagai acuan dalam penyusunan strategi pemasaran yang tepat sehingga kemudian dapat diusulkan kepada pihak K1 Mart ITS. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat

untuk K1 Mart ITS sendiri agar dapat bersaing dengan toko ritel lainnya dan menjadikan K1 Mart ITS sebagai toko ritel yang lebih baik dari sebelumnya. Penelitian ini juga diharapkan mampu memberikan kontribusi untuk meningkatkan pendapatan ITS.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan penjelasan latar belakang di atas, K1 Mart ITS membutuhkan strategi pemasaran yang tepat untuk memenuhi kebutuhan para konsumennya agar dapat bersaing dengan toko ritel lainnya. Salah satu hal yang diperlukan untuk menyusun strategi pemasaran tersebut adalah dengan mengetahui pola pembelian barang. Untuk itu, penelitian ini dilakukan dengan melakukan *market basket analysis* pada data transaksi pembelian barang. Adapun rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana karakteristik pada data pembelian barang di K1 Mart ITS dan bagaimana perbandingan hasil algoritma *Apriori*, *Fuzzy c-Covering*, dan *Association Rules Networks* dalam menentukan pola pembelian barang oleh konsumen K1 Mart ITS.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan permasalahan yang diuraikan sebelumnya, maka tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah mampu mendeskripsikan karakteristik data pembelian barang dan menentukan pola pembelian konsumen di K1 Mart ITS menggunakan algoritma *Apriori*, *Fuzzy c-Covering*, dan *Association Rules Networks*.

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian ini bermanfaat dalam memberikan pengetahuan mengenai pola pembelian konsumen di K1 Mart ITS yang selanjutnya dapat digunakan sebagai dasar acuan dalam merencanakan strategi pemasaran yang tepat sasaran, seperti merencanakan tata letak toko, memberikan promo khusus untuk barang-barang tertentu, dan lain sebagainya. Selain itu, penelitian ini juga bermanfaat untuk mengetahui perbedaan dan aplikasi dari

algoritma *Apriori*, *Fuzzy c-Covering*, dan *Association Rules Networks*.

### 1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu penelitian hanya dilakukan sampai mendapatkan *association rules* pada masing-masing metode. Data yang digunakan adalah data barang yang dibeli oleh konsumen selama Maret 2018 dengan memperhatikan jenis kemasan, *brand*, ukuran, dan rasa, tetapi tidak memperhatikan banyak suatu barang yang dibeli dalam transaksi. Ukuran kepercayaan yang digunakan pada penelitian ini adalah *support*, *confidence* dan *lift* untuk algoritma *Apriori*, *support* dan *confidence* untuk algoritma *Fuzzy c-Covering*, serta *centrality* dan *page rank* untuk *Association Rules Networks*.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 *Market Basket Analysis***

*Market basket analysis* adalah suatu proses analisa perilaku pembelian konsumen dengan menemukan asosiasi antar *item* yang berbeda yang konsumen tempatkan pada keranjang belanjaan mereka. Asosiasi yang ditemukan dapat membantu *retailer* mengembangkan strategi pemasaran dengan mengetahui barang mana saja yang seringkali dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Misalnya, jika konsumen membeli susu, berapa kemungkinan mereka juga membeli roti (dan roti macam apa) dalam satu transaksi. Informasi ini dapat menyebabkan peningkatan penjualan dengan melakukan pemasaran selektif dan perencanaan tata ruang dan letak (Han, Kamber, & Pei, 2012). Pihak *retailer* dapat menggunakan informasi ini untuk menempatkan barang-barang yang sering terjual bersama di area yang sama, sedangkan situs *e-commerce* juga dapat menggunakannya untuk menentukan *layout* penyajian barang yang ditampilkan di situs mereka.

#### **2.2 *Association Rules Mining***

*Association Rules Mining* adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar *item* dalam suatu *dataset*. *Association rules* meliputi dua tahap (Ulmer, 2002), antara lain sebagai berikut.

1. Mencari kombinasi yang paling sering terjadi dari suatu *itemset*.
2. Mendefinisikan *condition* dan *result* (untuk *conditional association rules*).

Dalam menentukan suatu *association rules*, terdapat suatu *interestingness measure* (ukuran kepercayaan) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Umumnya ada dua ukuran dalam *association rules* sebagai berikut.

### 1. *Support*

*Support* merupakan suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item/itemset* dari keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu *item/itemset* layak untuk dicari *confidence*-nya. Misalnya, dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item A dan B dibeli secara bersamaan).

### 2. *Confidence*

*Confidence* merupakan suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua *item* secara *conditional*. Misalnya, seberapa sering *item* B dibeli jika orang membeli *item* A.

Kedua ukuran ini berguna dalam menentukan *interesting association rules*, yaitu untuk dibandingkan dengan batasan (*threshold*) yang ditentukan oleh peneliti. Batasan tersebut umumnya terdiri dari *minimal support* dan *minimal confidence* (Budhi, Lim, & Prayitno, 2005). *Minimum support* adalah parameter yang digunakan sebagai batasan frekuensi kejadian atau *support count* yang harus dipenuhi suatu kelompok data untuk dapat dijadikan aturan. Sedangkan *minimum confidence* adalah parameter yang mendefinisikan *minimum level* dari *confidence* yang harus dipenuhi oleh aturan yang berkualitas (Yuniati, 2016). *Minimum support* dan *minimum confidence* biasanya ditentukan sendiri oleh peneliti. Semakin tinggi *minimum support* dan *minimum confidence* yang ditentukan, maka semakin sedikit *rules* yang dihasilkan karena banyak yang terseleksi. Jika  $support \geq minimum\ support$  dan  $confidence \geq minimum\ confidence$ , maka *rule* tersebut bisa dikatakan sebagai *interesting rule*.

*Association rules* biasanya dinyatakan dalam bentuk: {roti, mentega}  $\rightarrow$  {susu} (*support* = 40%, *confidence* = 50%), yang berarti 50% dari transaksi di *database* yang memuat *item* roti dan mentega juga memuat *item* susu. Sedangkan 40% dari seluruh transaksi yang ada di *database* memuat ketiga *item* itu (Nataliani, Beeh, & Dewi, 2010).

### 2.3 Algoritma Apriori

*Apriori* merupakan algoritma yang diusulkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994. Algoritma ini menggunakan *frequent itemsets* dalam menemukan *rules*. Apriori menggunakan pendekatan iteratif yang dikenal sebagai pencarian *level-wise*, di mana *k-itemsets* digunakan untuk mengeksplorasi  $(k+1)$ -*itemsets*. Pertama, himpunan *frequent 1-itemsets* ditemukan dengan memindai database untuk mengumpulkan jumlah setiap *item*, dan mengumpulkan *items* yang memenuhi *minimum support*. Himpunan yang dihasilkan dilambangkan dengan  $L_1$ . Selanjutnya,  $L_1$  digunakan untuk menemukan  $L_2$ , yaitu himpunan *frequent 2-itemsets*, yang digunakan untuk menemukan  $L_3$ , dan seterusnya, hingga tidak ada *frequent k-itemsets* yang lebih sering dapat ditemukan. Penentuan setiap  $L_k$  memerlukan satu pemindaian penuh dari *database*.

Untuk meningkatkan efisiensi *level-wise* dari *frequent itemsets*, suatu sifat penting yang disebut *Apriori property* digunakan untuk mengurangi ruang pencarian. *Apriori property* didasarkan pada persyaratan berikut: jika suatu *itemsets*  $I$  tidak memenuhi *minimum support threshold* ( $min\_sup$ ), maka  $I$  bukan *frequent*, dengan kata lain  $P(I) < min\_sup$ . Jika suatu *item*  $A$  ditambahkan ke *itemset*  $I$ , maka hasil *itemset* (yaitu  $I \cup A$ ) tidak dapat menjadi lebih *frequent* daripada  $I$ . Oleh karena itu,  $I \cup A$  bukan *frequent* juga, dengan kata lain  $P(I \cup A) < min\_sup$ . Jadi, jika suatu *set* tidak dapat lulus uji, semua *superset*-nya akan gagal dalam tes yang sama juga (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Algoritma Apriori terdiri dari dua tahap proses sebagai berikut.

#### 1. *Join step*

Tahap ini dilakukan untuk membangkitkan *candidate generation* yang dinotasikan dengan  $(C_k)$ . Satu set kandidat *k-itemset* dibangkitkan dengan mengombinasikan  $L_{k-1}$  dengan dirinya sendiri.

## 2. *Prune step*

$C_k$  merupakan *superset* dari  $L_k$  di mana tidak semua anggotanya *frequent*, tetapi semua  $k$ -itemset yang *frequent* masuk ke dalam  $C_k$ . Pada tahap ini dilakukan *scanning database* lagi untuk menemukan *support count* dari semua kandidat  $C_k$ . Kemudian kandidat yang memenuhi *minimum support* akan disebut sebagai  $L_k$ . Untuk mengurangi ukuran  $C_k$ , jika  $(k-1)$  subset dari  $k$ -itemset bukan bagian dari  $L_{k-1}$  maka kandidatnya pasti *infrequent* sehingga dapat dikeluarkan dari  $C_k$ .

Untuk lebih jelasnya, dapat dilihat contoh dari penggunaan algoritma *Apriori* berikut ini.

Diketahui bahwa Tabel 2.1 merupakan *database* yang terdiri dari kode transaksi dan daftar *itemset* yang dibeli dalam suatu transaksi. *Database* ini terdiri dari 9 transaksi, dengan kata lain  $|D| = 9$ .

**Tabel 2.1** Contoh *Database* Transaksi Penggunaan *Apriori*

<i>TID</i>	<i>Daftar Itemset</i>
<i>T100</i>	<i>I1, I2, I5</i>
<i>T200</i>	<i>I2, I4</i>
<i>T300</i>	<i>I2, I3</i>
<i>T400</i>	<i>I1, I2, I4</i>
<i>T500</i>	<i>I1, I3</i>
<i>T600</i>	<i>I2, I3</i>
<i>T700</i>	<i>I1, I3</i>
<i>T800</i>	<i>I1, I2, I3, I5</i>
<i>T900</i>	<i>I1, I2, I3</i>

Langkah-langkah untuk menemukan *frequent itemsets* dari  $D$  adalah sebagai berikut.

1. Pada iterasi pertama, setiap *item* merupakan anggota *set* dari kandidat 1-itemsets,  $C_1$ . Langkah pertama pada algoritma ini adalah memindai semua transaksi untuk menghitung jumlah kejadian setiap *item* seperti yang diilustrasikan Tabel 2.2.



**Tabel 2.2** Jumlah Kejadian *Item* Iterasi Pertama

$C_1$	Support Count
$\{I1\}$	6
$\{I2\}$	7
$\{I3\}$	6
$\{I4\}$	2
$\{I5\}$	2

2. Selanjutnya, untuk mendapatkan  $L_1$  (*set* yang merupakan *frequent 1-itemsets*), *support count* dibandingkan dengan *minimum support count*. Misal, dari Tabel 2.2 kita menentukan *minimum support count* = 2. Maka, seluruh kandidat  $C_1$  terpenuhi sehingga tidak ada *dataset* yang perlu dihilangkan seperti yang ditunjukkan Tabel 2.3.

**Tabel 2.3** *Frequent 1-itemsets*

$L_1$	Support Count
$\{I1\}$	6
$\{I2\}$	7
$\{I3\}$	6
$\{I4\}$	2
$\{I5\}$	2

3. Langkah berikutnya adalah membangkitkan kandidat  $C_2$  dari  $L_1$  menggunakan gabungan dari  $L_1 \bowtie L_1$  seperti yang diilustrasikan Tabel 2.4.

**Tabel 2.4** *Itemset* Bangkitan Kandidat  $C_2$ 

$C_2$
$\{I1, I2\}$
$\{I1, I3\}$
$\{I1, I4\}$
$\{I1, I5\}$
$\{I2, I3\}$
$\{I2, I4\}$
$\{I2, I5\}$
$\{I3, I4\}$
$\{I3, I5\}$
$\{I4, I5\}$

4. Pada iterasi kedua, transaksi  $D$  dipindai kembali dan *support count* tiap kandidat  $C_2$  dihitung jumlah kejadiannya seperti pada Tabel 2.5.

**Tabel 2.5** Jumlah Kejadian *Item* Iterasi Kedua

$C_2$	<i>Support count</i>
$\{I1, I2\}$	4
$\{I1, I3\}$	4
$\{I1, I4\}$	1
$\{I1, I5\}$	2
$\{I2, I3\}$	4
$\{I2, I4\}$	2
$\{I2, I5\}$	2
$\{I3, I4\}$	0
$\{I3, I5\}$	1
$\{I4, I5\}$	0

5. Pada tahap ini,  $L_2$ , *set* dari *frequent 2-itemsets* didapatkan dengan membandingkan kandidat *support count* dan *minimum support count*.  $L_2$  pada Tabel 2.6 terdiri dari kandidat *2-itemsets* atau  $C_2$  yang memenuhi *minimum support*.

**Tabel 2.6** *Frequent 2-itemsets*

$L_2$	<i>Support count</i>
$\{I1, I2\}$	4
$\{I1, I3\}$	4
$\{I1, I5\}$	2
$\{I2, I3\}$	4
$\{I2, I4\}$	2
$\{I2, I5\}$	2

6. Berikutnya, Tabel 2.7 menunjukkan proses membangkitkan *set* kandidat *3-itemset* atau  $C_3$  dengan  $L_2 \bowtie L_2$ .

**Tabel 2.7** *Itemset* Bangkitan Kandidat  $C_3$ 

$C_3$
$\{I1, I2, I3\}$
$\{I1, I2, I5\}$

7. Pada Tabel 2.8, transaksi  $D$  dipindai kembali untuk mendapatkan  $L_3$ , yang terdiri dari kandidat 3-*itemsets* atau  $C_3$  yang memenuhi *minimum support*.

**Tabel 2.8** Jumlah Kejadian *Item* Iterasi Ketiga

$C_3$	<i>Support count</i>
$\{I1, I2, I3\}$	2
$\{I1, I2, I5\}$	2

8.  $L_2 \bowtie L_2$  digunakan untuk membangkitkan *set* kandidat 4-*itemsets* atau  $C_4$ . Karena *itemset*  $\{\{I1, I2, I3, I5\}\}$  jika dipangkas menghasilkan *subset*  $\{I2, I3, I5\}$  yang *infrequent*, maka  $C_4 = \emptyset$  sehingga seluruh *frequent itemset* telah ditemukan.

### 2.3.1 Ukuran Kepercayaan

Dalam algoritma *Apriori*, terdapat beberapa ukuran kepercayaan, antara lain *support*, *confidence*, dan *lift*. Masing-masing ukuran kepercayaan tersebut memiliki interpretasi yang berbeda terhadap *association rules* yang dihasilkan.

a. *Support*

*Support* merupakan probabilitas konsumen membeli beberapa barang secara bersamaan dalam seluruh transaksi (Yuniati, 2016). Nilai *support* diperoleh dari persamaan (2.1).

$$Support(A) = \frac{n_A}{N} \quad (2.1)$$

dengan

$n_A$  : jumlah transaksi yang mengandung barang  $A$

$N$  : total transaksi

Persamaan di atas merupakan nilai *support* untuk satu jenis barang. Apabila ingin mendapatkan nilai *support* untuk dua jenis barang, maka persamaan yang digunakan adalah persamaan (2.2).

$$Support(A, B) = \frac{n_{AB}}{N} \quad (2.2)$$

dengan

$n_{AB}$  : jumlah transaksi yang mengandung barang  $A$  dan  $B$

$N$  : total transaksi

b. *Confidence*

*Confidence* merupakan probabilitas kejadian beberapa barang dibeli secara bersamaan di mana salah satu barang sudah pasti dibeli (Yuniati, 2016). Misal, terdapat suatu aturan *if A then B*. Nilai *confidence* menunjukkan probabilitas barang  $B$  dibeli jika barang  $A$  dibeli. Nilai *confidence* dapat diperoleh dengan persamaan (2.3).

$$\begin{aligned} confidence(A \rightarrow B) &= P(B | A) \\ &= \frac{n_{AB}}{n_A} \end{aligned} \quad (2.3)$$

dengan

$n_{AB}$  : jumlah transaksi yang mengandung barang  $A$  dan  $B$

$n_A$  : jumlah transaksi yang mengandung barang  $A$

c. *Lift*

*Lift* merupakan suatu rasio untuk melihat seberapa kuat tidaknya aturan asosiasi (Yuniati, 2016). Nilai *lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa suatu aturan asosiasi benar memiliki hubungan atau signifikan. Semakin tinggi nilai suatu *lift*, maka aturan asosiasi tersebut semakin kuat asosiasinya. Nilai *lift* dari aturan asosiasi  $A \rightarrow B$  didapatkan dari persamaan (2.4).

$$lift(A \rightarrow B) = \frac{confidence(A \rightarrow B)}{expected\ confidence(A \rightarrow B)} \quad (2.4)$$

$$expected\ confidence(A \rightarrow B) = \frac{n_B}{N} \quad (2.5)$$

dengan

$n_B$  : jumlah transaksi yang mengandung barang  $B$

$N$ : total transaksi

## 2.4 Algoritma Fuzzy c-Covering

*Fuzzy c-Covering* merupakan salah satu metode yang dipakai untuk mengklasifikasikan elemen-elemen dari suatu himpunan universal menjadi partisi-partisi berupa *fuzzy sets*. *Fuzzy c-Covering* sendiri merupakan generalisasi dari metode *fuzzy c-partition* yang telah dikenal sebelumnya. *Fuzzy c-partition* dapat didefinisikan sebagai berikut (Klir & Yuan, 1995):

Misalkan  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$  adalah *domain* dari data. *Fuzzy c-partition* dari  $I$  adalah *fuzzy subset* atau *fuzzy classes* dari  $T$ , ditunjukkan oleh  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_c\}$  yang memenuhi:

$$\sum_{m=1}^c \mu_{t_m}(i_k) = 1, \text{ untuk semua } k \in N_n \quad (2.6)$$

dan

$$0 < \sum_{k=1}^n \mu_{t_m}(i_k) < n, \text{ untuk semua } m \in N_c \quad (2.7)$$

dengan

$c$  : *positive integer* ( $0 < c \leq n$ )

$\mu_{t_m}(i_k) \in [0, 1]$

Di dalam *Fuzzy c-Covering*, persamaan (2.1) digeneralisasi menjadi persamaan (2.8).

$$\sum_{m=1}^c \mu_{t_m}(i_k) \geq 1, \text{ untuk semua } k \in N_n \quad (2.8)$$

Setiap *crisp element* dari data pada  $I$  juga dapat direpresentasikan sebagai *fuzzy set* atau *fuzzy classes* ( $T$ ) dengan persamaan (2.9).

$$\mu_{i_m}(t_j) = \frac{\mu_{t_j}(i_m)}{\sum_{i \in I} \mu_{t_j}(i)} \quad (2.9)$$

Umumnya, dalam mengukur derajat kesamaan antara dua *fuzzy set* digunakan *fuzzy conditional probability relation* dengan persamaan (2.10).

$$\begin{aligned} R(X, Y) &= P(X | Y) \\ &= \frac{|X \cap Y|}{Y} \\ &= \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_X(i), \mu_Y(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_Y(i)} \end{aligned} \quad (2.10)$$

dengan

$\mu_X$  dan  $\mu_Y$  : fungsi anggota dari domain  $I$  untuk masing-masing  $X$  dan  $Y$  dari himpunan universal  $U$

Dalam prakteknya, *fuzzy conditional probability relation* dapat digunakan sebagai dasar untuk merepresentasikan *degree of similarity relationship* antara dua *fuzzy set* dalam *universe*  $U$ . Dalam definisi *fuzzy conditional probability relation*, nilai probabilitas bisa diperkirakan berdasarkan hubungan semantik antar *fuzzy set* dengan menggunakan pandangan subjektif dari teori probabilitas (Nataliani, Beeh, & Dewi, 2010).

Suatu elemen memiliki hubungan (*similarity*) dengan elemen lainnya jika terlibat dalam kelompok (*class*) yang sama. Elemen-elemen tersebut akan memiliki hubungan yang lebih kuat jika sering terlibat dalam kelompok yang sama. Di sisi lain, dengan semakin meningkatnya jumlah elemen pada suatu kelompok akan mengurangi *degree of similarity* antar tiap elemen dalam kelompok tersebut (Budhi, Lim, & Prayitno, 2005).

Berikut ini merupakan algoritma dari *Fuzzy c-Covering* beserta contoh penggunaannya.

**Tabel 2.9** Contoh *Database* Transaksi Penggunaan *Fuzzy c-Covering*

<i>TID</i>	<i>Daftar Itemset</i>	<i>TID</i>	<i>Daftar Itemset</i>
<i>T100</i>	<i>I1, I2, I5</i>	<i>T600</i>	<i>I2, I3</i>
<i>T200</i>	<i>I2, I4</i>	<i>T700</i>	<i>I1, I3</i>
<i>T300</i>	<i>I2, I3</i>	<i>T800</i>	<i>I1, I2, I3, I5</i>
<i>T400</i>	<i>I1, I2, I4</i>	<i>T900</i>	<i>I1, I2, I3</i>
<i>T500</i>	<i>I1, I3</i>	<i>T700</i>	<i>I1, I3</i>
<i>T600</i>	<i>I2, I3</i>	<i>T1000</i>	<i>I1, I2, I4, I6, I8</i>

Tabel 2.9 di atas merupakan *database* dari suatu transaksi. Langkah-langkah algoritma *Fuzzy c-Covering* untuk transaksi ini adalah sebagai berikut.

1. Menentukan *maximum item threshold* yang dibutuhkan. *Maximum item threshold* adalah suatu pembatas yang ditentukan sendiri oleh peneliti yang dipakai untuk menyaring transaksi berdasarkan jumlah *item* dalam transaksi tersebut. Misal, kita menentukan *maximum item threshold* = 4.
2. Mencari *record-record* dalam tabel transaksi yang memenuhi *maximum item threshold* dan menyimpannya ke dalam persamaan (2.11).

$$Q = \{t | n \leq m, m \in \text{integer positif}\} \quad (2.11)$$

dengan

*Q*: himpunan transaksi yang memenuhi *maximum item threshold*

*t* : transaksi

*n* : jumlah *item* dalam suatu transaksi

*m*: *maximum item threshold*

Maka, dari Tabel 2.9 di atas diketahui bahwa:

$$Q = \{(I1, I2, I5), (I2, I4), (I2, I3), (I1, I2, I4), (I1, I3), (I2, I3), (I1, I3), (I1, I2, I3, I5), (I1, I2, I3)\}$$

$$T = \{T100, T200, T300, T400, T500, T600, T700, T800, T900\}$$

3. Menentukan *minimal support* ke- $k$  sebagai *threshold* bagi kombinasi  $k$ -item terhadap tingkat dominasinya dari keseluruhan transaksi. Pada contoh ini, *minimal support* ke-1 = 10%.
4. Mencari *support* dari setiap kombinasi  $k$ -item yang memungkinkan yang ada di dalam transaksi tersebut dengan persamaan (2.12).

$$\begin{aligned} \text{support}(u) &= \frac{\sum_{t=1}^n \frac{1}{C_{|T_t|}^k} s(u, T_t)}{n} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^n \frac{1}{\frac{|T_t|!}{k!(|T_t|-k)!}} s(u, T_t)}{n} \end{aligned} \quad (2.12)$$

dengan

$u$  : kombinasi  $k$ -item yang dicari *support*-nya. Jika  $I$  adalah *universal set of items*, maka  $u \subseteq I$

$T_t$  : transaksi ke- $t$  ( $T_t \subseteq I$ )

$|T_t|$  : jumlah *item* dalam  $T_t$

$C_{|T_t|}^k$  : kombinasi  $k$ -item terhadap  $|T_t|$

$n$  : jumlah *record/tuple* dalam  $Q$

$s(u, T_t) \in \{0, 1\}$  : suatu fungsi jika  $u \subseteq T_t$ , maka  $s(u, T_t) = 1$ ,  
lainnya  $s(u, T_t) = 0$

Berikut ini merupakan contoh perhitungan *support* untuk tiap *item*.

$$I1 = \frac{\frac{1}{3} + 0 + 0 + \frac{1}{3} + \frac{1}{2} + 0 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{1}{4} = 0,25$$

$$I2 = \frac{\frac{1}{3} + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + 0 + \frac{1}{2} + 0 + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{11}{36} = 0,306$$



$$I3 = \frac{0+0+\frac{1}{2}+0+\frac{1}{2}+\frac{1}{2}+\frac{1}{2}+\frac{1}{4}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{31}{108} = 0,287$$

$$I4 = \frac{0+\frac{1}{2}+0+\frac{1}{3}+0+0+0+0+0}{9} = \frac{5}{54} = 0,093$$

$$I5 = \frac{\frac{1}{3}+0+0+0+0+0+0+\frac{1}{4}+0}{9} = \frac{7}{108} = 0,065$$

5. Melakukan penyaringan terhadap kombinasi *item* yang ada di dalam transaksi tersebut yang tidak memenuhi *support* ( $u$ )  $\geq$  *minimal support* ke- $k$ . Berdasarkan perhitungan sebelumnya, *item* yang memenuhi *minimal support* ke-1 adalah  $I1$ ,  $I2$ , dan  $I3$ .
6. Menentukan *set*  $k = k+1$  dan *minimal support* ke- $k+1$  serta menghitung *support* pada tiap kombinasi *item*. Pada contoh kali ini, *set*  $k=2$  dan *minimal support* ke-2 = 9%.

$$\{I1, I2\} = \frac{\frac{1}{3}+0+0+\frac{1}{3}+0+0+0+\frac{1}{6}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{7}{54} = 0,13$$

$$\{I1, I3\} = \frac{0+0+0+0+1+0+1+\frac{1}{6}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{5}{18} = 0,28$$

$$\{I2, I3\} = \frac{0+0+1+0+0+1+0+\frac{1}{6}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{5}{18} = 0,28$$

7. Menyaring kombinasi *item* yang memenuhi *minimal support* ke-2. Menurut perhitungan di atas, *item* yang memenuhi *minimal support* ke-2 adalah seluruh kombinasi *item*.
8. Menentukan *set*  $k = 3$  dan *minimal support* ke-3 = 11% serta menghitung *support* pada tiap kombinasi *item*.

$$\{I1, I2, I3\} = \frac{0+0+0+0+0+0+0+\frac{1}{4}+1}{9} = 0,139$$

9. Karena sudah tidak ada kombinasi *item* yang memungkinkan lagi, maka langkah selanjutnya adalah mendefinisikan tiap *item* yang didapat sebagai *fuzzy set* terhadap  $T$ . Definisi *item*

$I1$  sebagai *fuzzy set* terhadap  $T = 100$  melalui perhitungan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\mu_{I1}(100) &= \frac{\mu_{100}(I1)}{\mu_{100}(I1) + \mu_{100}(I2) + \mu_{100}(I5)} \\ &= \frac{\frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3}} = \frac{\frac{1}{3}}{1} = \frac{1}{3}\end{aligned}$$

Maka, definisi *item I1* terhadap  $T$  adalah

$$\mu_{I1} = \left\{ \left(\frac{1}{3}\right)/100, \left(\frac{1}{3}\right)/400, \left(\frac{1}{2}\right)/500, \left(\frac{1}{2}\right)/700, \left(\frac{1}{4}\right)/800, \left(\frac{1}{3}\right)/900 \right\}$$

10. Mencari *candidate rules* dengan cara menghitung *confidence* dari setiap kombinasi  $k$ -item yang memenuhi *mininaml support* ke- $k$  ( $k \geq 2$ ) dari *item fuzzy set* yang telah didapat pada langkah sebelumnya dengan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}R(X,Y) &= \text{confidence}(Y \rightarrow X) \\ &= \frac{\sum_{t \in T} \inf_{i \in X \cup Y} (\mu_i(t))}{\sum_{t \in T} \inf_{i \in Y} (\mu_i(t))}\end{aligned}\quad (2.13)$$

dengan

$X, Y \subseteq I$

$T$  : himpunan dari kode-kode transaksi yang ada dalam  $Q$

$\mu_i(t) \in [0,1]$  : fungsi anggota terhadap  $T$

Contoh menghitung *confidence* kombinasi 2-item:

$$\text{confidence}(I1 \rightarrow I2) = \frac{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{9}{4}} = \frac{\frac{5}{4}}{\frac{9}{4}} = 56\%$$

Berdasarkan perhitungan di atas, maka *confidence* dari rule “if  $I1$  then  $I2$ ” sebesar 56%.

Contoh menghitung *confidence* kombinasi 3-item:

$$confidence(I1 \wedge I2 \rightarrow I3) = \frac{\frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}} = \frac{\frac{7}{12}}{\frac{5}{4}} = 47\%$$

Berdasarkan perhitungan di atas, maka *confidence* dari rule “if I1 and I2 then I3” sebesar 47%.

## 2.5 Association Rules Networks

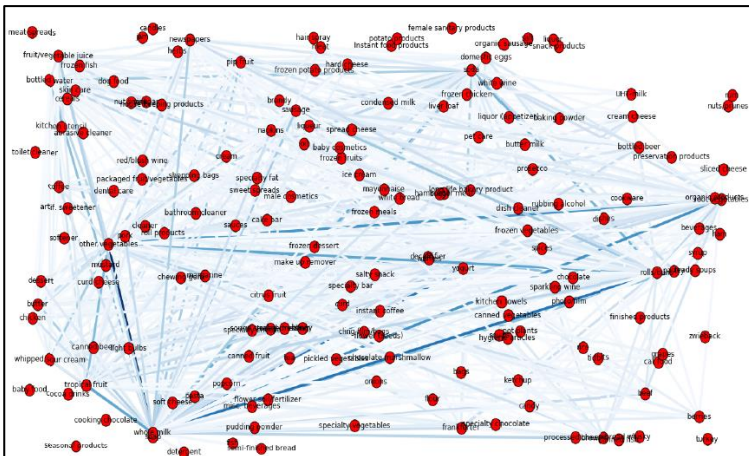
*Association Rules* pada algoritma konvensional tidak dapat memberikan saran yang efisien terhadap hubungan antar barang secara keseluruhan pada suatu *database* transaksi yang besar. *Association Rules Networks* diusulkan pertama kali oleh T. Raeder dan N. V. Chawla pada tahun 2010 untuk mengatasi permasalahan tersebut. ARN memvisualisasikan pola pembelian barang pada *database* transaksi dalam bentuk *network* yang dapat menggambarkan hubungan langsung dan tidak langsung suatu barang dengan barang lainnya. Pada ARN, *rules* yang ditemukan oleh algoritma *association rules mining* dapat dianalisis, dipangkas, dan diintegrasikan ke dalam konteks objek yang spesifik. Jika terdapat *item* yang menarik, maka kita dapat membentuk suatu *network* yang terdiri dari *item-item* yang berhubungan dan menggunakan *network* tersebut untuk membentuk suatu model yang dapat diperiksa dengan metode lainnya.

Beberapa fitur yang dimiliki ARN adalah sebagai berikut.

1. *Pruning in context*; ARN dapat digunakan untuk memangkas *rules* untuk menjaga objek utama
2. *Network structure*; *network* ini digunakan untuk menggambarkan hubungan antara *item*
3. *Hypothesis generation for evaluation*; ARN dapat menjembatani *output* yang dibangkitkan oleh model *Association Rule* dengan analisis untuk evaluasi.

### 2.5.1 Network of Products

*Networks* menggambarkan struktur model yang membantu dalam menganalisis dan memahami bagaimana suatu skema yang berbeda terjadi secara bersamaan. *Network of products* merupakan suatu model yang terdiri dari *node* dan *edge*. *Node* merupakan titik yang merepresentasikan suatu barang atau *item*, sedangkan *edge* merupakan garis yang menghubungkan suatu titik dengan titik lainnya. Jika terdapat sebuah *edge* yang di antara dua *node*, maka dapat diartikan bahwa kedua barang tersebut dibeli bersama dalam sekali atau lebih transaksi (Verma, 2017)



**Gambar 2.1** Ilustrasi *Network of Products*

Sumber: Verma (2017, hal. 34)

### 2.5.2 Communities of Products

Mendeteksi *community* adalah proses menemukan kelompok yang kuat dalam suatu *network*. Misalnya, jika diberikan grafik *network*  $G$ , maka partisiikan ke dalam rangkaian *disjoint subgraph*  $G = G_1, \dots, G_n$  yang memaksimalkan sebuah fungsi objektif  $f(G)$ . Suatu *network* dikatakan memiliki struktur *community* jika *nodes* (simpul-simpul, dengan kata lain merupakan gabungan dari *edge*



dan misal *nodes* terbagi ke dalam *communities*, sebagai contoh *node*  $v$  termasuk dalam *community*  $c_v$ . Maka pecahan *edges* yang jatuh di dalam *communities*, sebagai contoh bahwa *nodes* yang terhubung dan berada di *community* yang sama adalah:

$$\frac{\sum_{vw} A_{vw} \delta(c_v, c_w)}{\sum_{vw} A_{vw}} = \frac{1}{2m} \sum_{vw} A_{vw} \delta(c_v, c_w) \quad (2.15)$$

$$\delta(c_v, c_w) = \begin{cases} 1 & \text{jika } c_v = c_w, \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.16)$$

$$m = \frac{1}{2} \sum_{vw} A_{vw} \quad (2.17)$$

dengan

$m$  : jumlah *edges* pada *graph*

Derajat  $k_v$  dari *node*  $v$  didefinisikan sebagai jumlah *edges* untuk kejadian di atasnya:

$$k_v = \sum_w A_{vw} . \quad (2.18)$$

Probabilitas suatu *edge* ada di antara *nodes*  $v$  dan  $w$  jika hubungan dibuat secara acak dengan memperhatikan derajat *node* adalah  $k_v k_w / 2m$ . Sehingga *modularity* ( $Q$ ) didefinisikan sebagai:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{vw} \left[ A_{vw} - \frac{k_v k_w}{2m} \right] \delta(c_v, c_w). \quad (2.19)$$

*Modularity* ( $Q$ ) dapat disederhanakan dengan persamaan-persamaan berikut:

$$e_{ij} = \frac{1}{2m} \sum_{vw} A_{vw} \delta(c_v, i) \delta(c_w, j) \quad (2.20)$$

dengan

$e_{ij}$  : pecahan *edges* yang *nodes*-nya tergabung dalam *community*  $i$  dan terhubung ke *community*  $j$

$$a_i = \frac{1}{2m} \sum_v k_v \delta(c_v, i) \quad (2.21)$$

dengan

$a_i$  : pecahan ujung *edge* yang melekat pada *nodes* di *community*  $i$

Maka,  $\delta(c_v, c_w) = \sum_i \delta(c_v, i) \delta(c_w, i)$  sehingga *modularity* ( $Q$ )

menjadi (Clauset, Newman, & Moore, 2004):

$$\begin{aligned}
 Q &= \frac{1}{2m} \sum_{vw} \left[ A_{vw} - \frac{k_v k_w}{2m} \right] \sum_i \delta(c_v, i) \delta(c_w, i) \\
 &= \sum_i \left[ \frac{1}{2m} \sum_{vw} A_{vw} \delta(c_v, i) \delta(c_w, i) \right. \\
 &\quad \left. - \frac{1}{2m} \sum_v k_v \delta(c_v, i) \frac{1}{2m} \sum_w k_w \delta(c_w, i) \right] \\
 &= \sum_i (e_{ii} - a_i^2) \tag{2.22}
 \end{aligned}$$

dengan

$e_{ii}$  : pecahan sejumlah *edge* yang menggabungkan sejumlah *node* pada *community* ke- $i$

$a_i$  : pecahan ekspektasi ujung *edge* pada *community* ke- $i$

#### 2.5.4 Metode Louvain

Metode *Louvain* menemukan partisi dengan *modularity* yang tinggi dari *network* yang besar dalam waktu yang singkat dan membuka struktur *network* suatu *community* hierarki dengan memberikan akses kepada resolusi yang berbeda dari deteksi *community* (Verma, 2017). Algoritma metode ini terbagi dalam 2 fase yang diulang secara iteratif sebagai berikut ini.

1. Fase pertama adalah mengalokasikan *community* yang berbeda pada tiap *node* dari *network*. Pada partisi awal ini, banyaknya *community* sebanyak *node* yang ada. Kemudian, hitung *modularity* tiap *node*  $i$  terhadap tiap *node*  $j$ . Jika hasil yang didapatkan maksimum dan positif, maka *node*  $i$  dipindahkan dari *community* asal ke *community*  $j$ . Jika hasil yang didapatkan bukan positif, maka  $i$  tetap berada di

*community* asal. Fase ini berhenti ketika *modularity* maksimum lokal tercapai.

2. Fase kedua adalah membangun *network* baru yang memiliki *nodes* yang sudah merupakan *community*. Untuk melakukannya, frekuensi antara *nodes* yang baru diberikan oleh jumlah berat dari *edge* antara titik-titik pada 2 *community* yang berkorespondensi. *Edge* antara titik-titik pada *community* yang sama membentuk lingkaran diri untuk *community* tersebut dalam *network* yang baru. Ketika fase kedua selesai, kemungkinan dapat terjadi pengulangan pada fase pertama atau iterasi.

### 2.5.5 Centrality

Pada *network analysis*, *centrality* mengidentifikasikan *nodes* yang paling penting dalam suatu grafik, atau dalam kasus ini mendapatkan barang atau *item* yang paling penting di dalam *network*. Jika terdapat perpindahan dari satu *node* ke *node* lainnya melalui jalan terpendek, maka *node* yang banyak disinggahi memiliki *centrality* yang lebih tinggi (Verma, 2017). Salah satu metode untuk menentukan *centrality* adalah *degree centrality*. *Degree centrality* mengasumsikan bahwa *node* yang penting memiliki banyak koneksi (hubungan). Secara matematis, *degree centrality* suatu *node* pada suatu *graph* atau *network* adalah sebagai berikut (Lakha & Dhandhan, 2018):

$$C_{degree} = \frac{d}{(N-1)} \quad (2.23)$$

dengan

$N$  : jumlah *node* pada *network*

$d$  : jumlah koneksi (hubungan)

### 2.5.6 Page Rank

*Page Rank* diimplementasikan dengan menghitung jumlah hubungan (*link*) ke suatu *node* untuk menentukan seberapa



pentingnya *node* tersebut. Semakin banyak *edge* yang diterima oleh suatu *node*, maka semakin penting *node* tersebut. Aspek-aspek untuk menentukan *PageRank* suatu *node* adalah jumlah *edge* yang diterima, *centrality* suatu *node* dari arah datangnya *edge*, dan kecenderungan hubungan (*link*) dari penghubung (*linker*) (Verma, 2017). *Page Rank* didefinisikan dengan persamaan berikut:

$$P(i) = \sum_{(j,i) \in E} \frac{P(j)}{O_j} \quad (2.24)$$

dengan

$P(j)$ : jumlah *node* yang ada pada *community* atau *graph*

$O_j$  : jumlah *edge* yang keluar dari *node* yang terhubung dengan *node j*

$E$  : kumpulan *edge* pada suatu *community* atau *graph*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari K1 Mart ITS berupa data pembelian barang oleh konsumen pada bulan Maret 2018. Data diperoleh langsung dari pihak manajemen K1 Mart ITS.

#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah *X*, yaitu data jenis barang (*item*) yang dibeli oleh konsumen. Data jenis barang dalam analisis ini memperhatikan ukuran barang, bentuk kemasan, *brand*, serta tipe barang, tetapi tidak memperhatikan banyaknya jumlah barang yang dibeli tiap transaksi.

#### 3.3 Struktur Data

Data yang didapatkan dari pihak terkait merupakan nota transaksi pembelian yang dilakukan oleh konsumen seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3.1.

: 01-11-16/08:12:32 0385/00001/1/IZA				
-----				
0036870	ULTRA	UHT	STRAW	250M
#	1	4.700	0	4.700
0036830	ULTRA	UHT	CHOCO	250M
#	1	5.000	0	5.000
5810303	MR.BREAD	RT.MNS	KASR	
#	1	8.500	0	8.500
-----				
Item/Qty ( 3/ 3)				
HARGA JUAL.....:				18.200
PEMBAYARAN TUNAI :				20.000
KEMBALI.....:				1.800
TERIMA KASIH ATAS KUNJUNGAN ANDA				
BARANG YANG SUDAH DI BELI				
TIDAK DAPAT DI TUKAR				

**Gambar 3.1** Contoh Nota Transaksi

Nota transaksi di atas selanjutnya ditransformasi menjadi data transaksi ( $X_{ij}$ ) dalam representasi biner (0 atau 1) dengan baris menunjukkan transaksi ke- $i$  dan kolom menunjukkan kategori jenis barang. Ilustrasi struktur data dari data yang telah ditransformasi dijelaskan oleh Tabel 3.1 sebagai berikut.

**Tabel 3.1** Struktur Data

Transaksi ke-	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$\cdots$	$X_j$	$\cdots$	$X_M$
1	$X_{11}$	$X_{12}$	$X_{13}$	$\cdots$	$X_{1j}$	$\cdots$	$X_{1M}$
2	$X_{21}$	$X_{22}$	$X_{23}$	$\cdots$	$X_{2j}$	$\cdots$	$X_{2M}$
3	$X_{31}$	$X_{32}$	$X_{33}$	$\cdots$	$X_{3j}$	$\cdots$	$X_{3M}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$i$	$X_{i1}$	$X_{i2}$	$X_{i3}$	$\cdots$	$X_{ij}$	$\cdots$	$X_{iM}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$N$	$X_{N1}$	$X_{N2}$	$X_{N3}$	$\cdots$	$X_{Nj}$	$\cdots$	$X_{NM}$

Keterangan

Skala data : nominal (0 atau 1)

$X_{ij}$  : barang ke- $j$  pada transaksi ke- $i$

$i$  = 1, 2, ...,  $N$

$j$  = 1, 2, ...,  $M$

### 3.4 Langkah Analisis

Langkah-langkah analisis yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan studi literatur

Studi literatur digunakan guna memperoleh informasi mengenai metode-metode yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah pada penelitian ini.

2. Melakukan *preprocessing data*

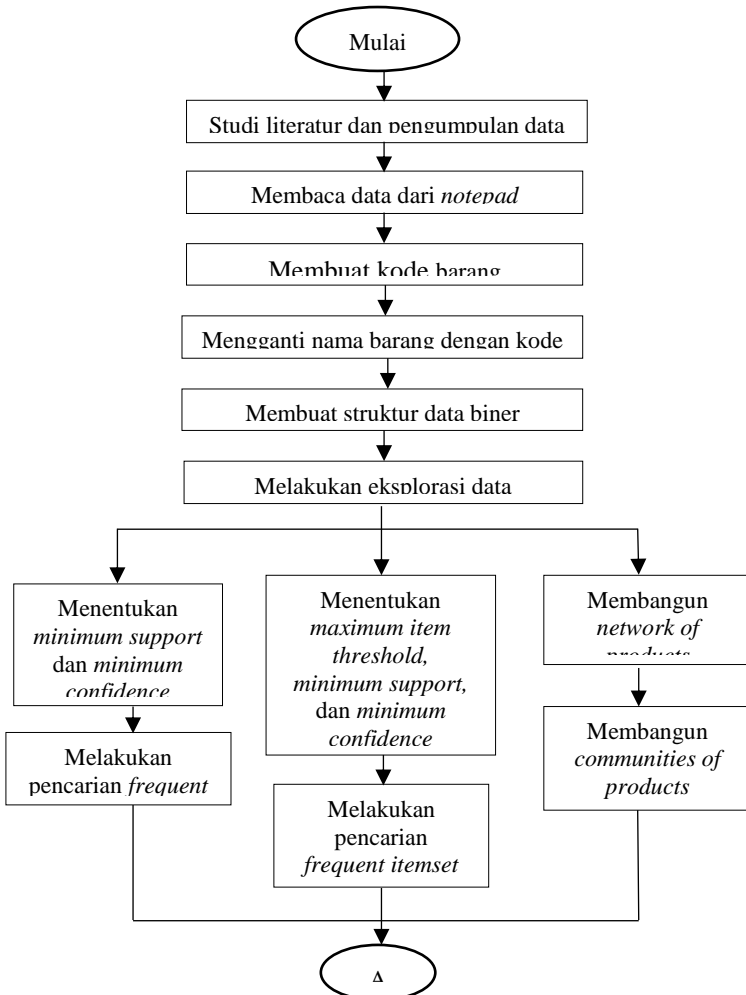
*Preprocessing data* dilakukan dalam beberapa tahapan berikut ini.

- Membaca data transaksi dengan mengambil informasi yang dibutuhkan, seperti nama barang yang dibeli konsumen.

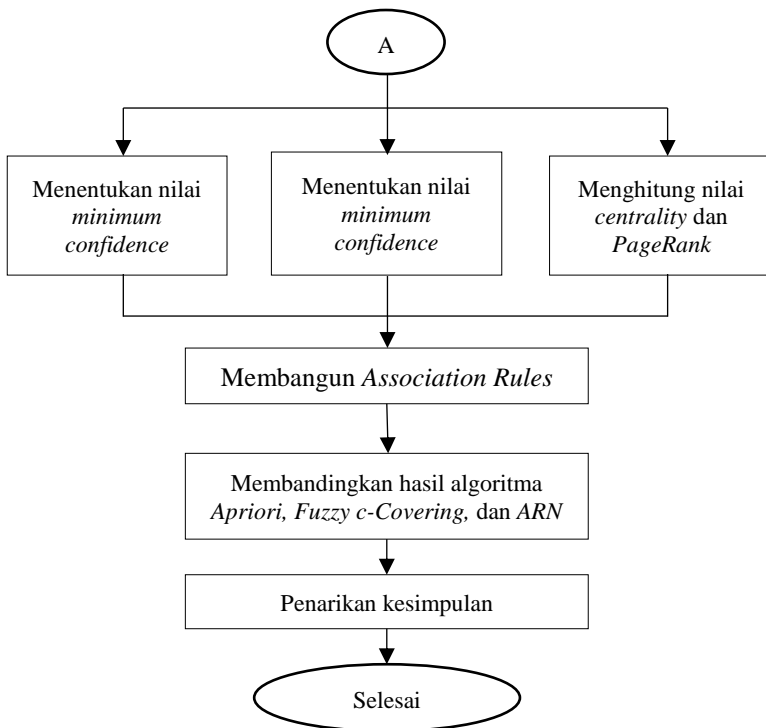
- b. Membuat kode barang untuk setiap data barang umum
  - c. Mengganti nama barang dalam data transaksi dengan kode barang
  - d. Mentransformasi data ke dalam bentuk *binary database*
- 3. Melakukan eksplorasi untuk melihat karakteristik data.
- 4. Menentukan pola pembelian barang dengan algoritma *Apriori* dengan tahapan sebagai berikut.
  - a. Menentukan *minimum support* dan *minimum confidence*
  - b. Melakukan pencarian *frequent itemset*
  - c. Menghitung nilai *confidence* pada *frequent itemset* yang ditemukan
  - d. Menentukan *association rules* untuk pola pembelian barang
- 5. Menentukan pola pembelian barang dengan algoritma *Fuzzy c-Covering* dengan tahapan sebagai berikut.
  - a. Menentukan *maximum item threshold*
  - b. Menentukan *minimum support* dan *minimum confidence*
  - c. Melakukan pencarian *frequent itemset*
  - d. Menghitung nilai *confidence* pada *frequent itemset* yang ditemukan
  - e. Menentukan *association rules* untuk pola pembelian barang
- 6. Menentukan pola pembelian barang dengan *Association Rules Networks* dengan tahapan sebagai berikut.
  - a. Membangun *network of product*
  - b. Membangun *communities of product*
  - c. Menghitung nilai *centrality* dan *Page Rank* tiap *communities*
  - d. Menentukan *association rules* untuk pola pembelian barang
- 7. Membandingkan hasil dari algoritma *Apriori*, *Fuzzy c-Covering*, dan *Association Rules Networks*.
- 8. Membuat kesimpulan hasil analisis pada penelitian yang telah dilakukan.

### 3.5 Diagram Alir

Berdasarkan langkah analisis di atas, diagram alir pada penelitian ini adalah sebagai berikut.



**Gambar 3.2** Diagram Alir Penelitian



**Gambar 3.2** Diagram Alir Penelitian (Lanjutan)

*(Halaman ini sengaja dikosongkan.)*



## BAB IV

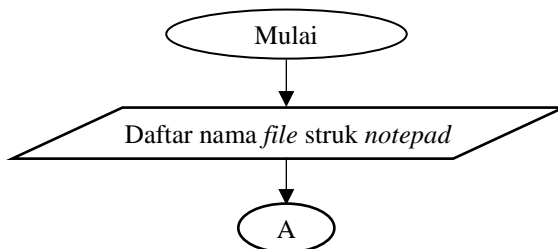
### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 *Preprocessing Data*

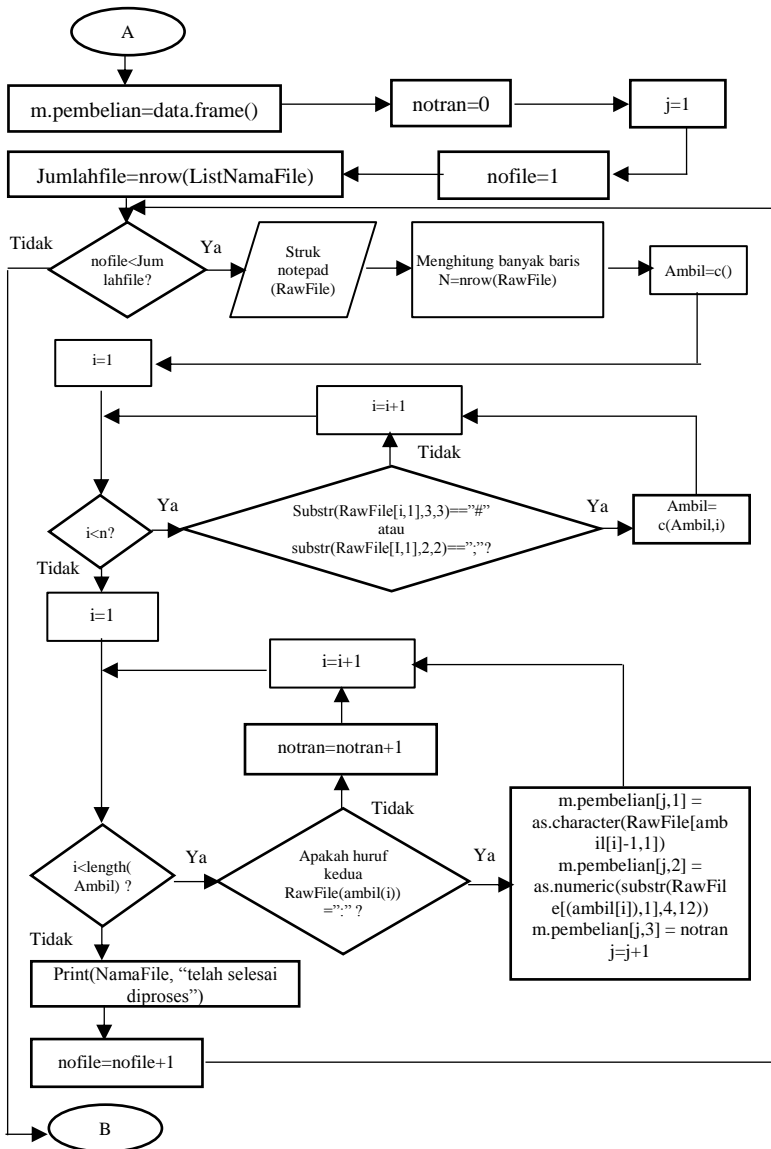
Data yang diperoleh dari K1 Mart ITS untuk penelitian ini berupa nota pembelian dalam bentuk *notepad* seperti pada Lampiran 1. Data tersebut belum dapat diolah secara langsung, maka diperlukan tahap *preprocessing data* yang meliputi pembuatan *database* pembelian barang, penamaan kembali barang yang dibeli dalam transaksi, dan pembuatan data biner transaksi.

##### 4.1.1 Membuat *Database* Pembelian Barang

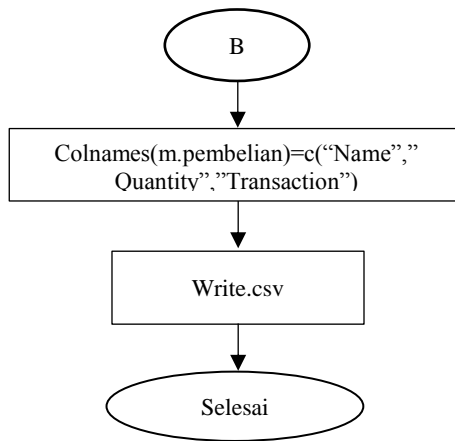
Pada Lampiran 1, terlihat bahwa data masih dalam bentuk *notepad* berupa nota pembelian (struk) yang belum dapat diolah secara langsung. Data tersebut masih mengandung informasi-informasi yang tidak dibutuhkan dalam penelitian ini, seperti alamat K1 Mart ITS, identitas penjaga kasir, ucapan terima kasih, dan lain-lain. Untuk memudahkan analisis, data tersebut perlu disaring dengan mengambil informasi-informasi yang dibutuhkan saja dan menjadikannya ke dalam suatu *database*. Adapun informasi yang dibutuhkan untuk penelitian ini, antara lain nama barang, kuantitas barang pada setiap pembelian, dan pada transaksi ke berapa barang tersebut dibeli. Algoritma pembuatan *database* transaksi dimulai dari proses membaca data dari *notepad* hingga membuat *database* ke dalam *file* berbentuk *csv* dijelaskan pada Gambar 4.1.



**Gambar 4.1** Flowchart Pembuatan *Database* Transaksi



**Gambar 4.2** Flowchart Pembuatan Database Transaksi (Lanjutan)



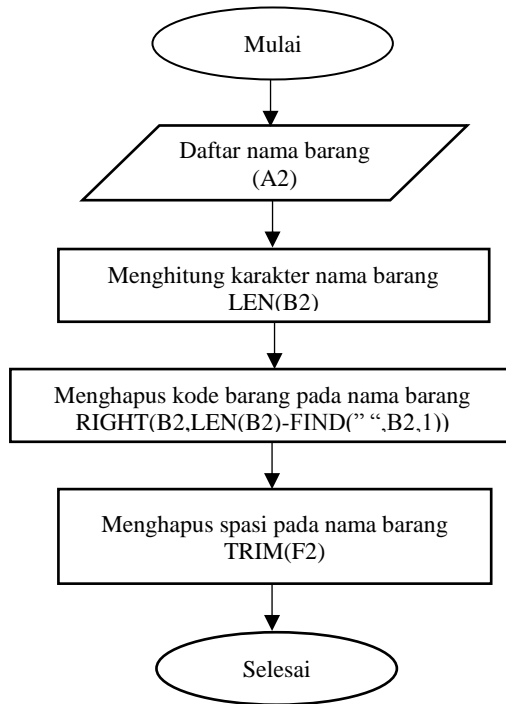
**Gambar 4.2** Flowchart Pembuatan Database Transaksi (Lanjutan)

Algoritma di atas dilansir dari Tugas Akhir Siti Qomariyah (2017) dengan bahasa pemrograman yang disesuaikan, yaitu menggunakan *R 3.5* Data yang diperoleh merupakan data transaksi harian yang tercantum dalam satu *file* berbentuk *notepad*. Dalam penelitian ini digunakan data transaksi selama satu bulan sehingga *file-file* berisi data transaksi harian dikumpulkan menjadi satu ke dalam suatu *folder*. Algoritma di atas membaca data dari *folder* berisi *file* data transaksi harian selama sebulan, mengambil informasi yang dibutuhkan (nama barang, kuantitas barang pada setiap pembelian, dan pada transaksi ke berapa barang tersebut dibeli) dari masing-masing *file*, dan mengumpulkannya ke dalam *database* berbentuk *csv*. *Database* yang didapatkan terdiri dari 12.630 transaksi seperti yang diilustrasikan pada Lampiran 2. Tiap barisnya merupakan satu jenis barang yang dibeli dalam satu transaksi sehingga untuk satu transaksi dapat terdiri dari beberapa baris.

#### 4.1.2 Penghapusan Kode Barang

Pada *database* yang telah dibuat, kode barang masih tercantum sebelum nama barang. Selain itu, setelah nama barang

juga terdapat beberapa spasi. Hal ini membuat nama barang memiliki karakter yang panjang sehingga menimbulkan ketidakefektifan pada hasil analisis. Untuk itu, kode barang dan spasi tersebut perlu dihapus dengan algoritma yang diilustrasikan oleh Gambar 4.2.

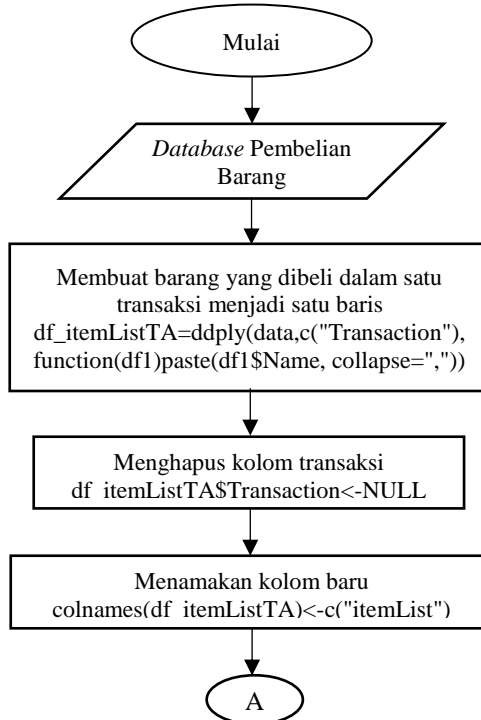


**Gambar 4.2** Flowchart Penghapusan Kode Barang

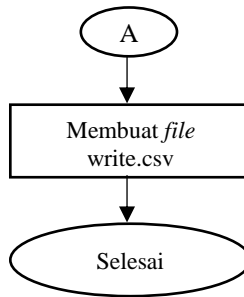
Tiap nama barang pada *database* terdiri dari 40 karakter. Penghapusan karakter yang tidak diperlukan dimulai dengan menghapus kode barang dan spasi yang berlebihan pada nama barang. Karakter pada setiap nama barang pun menjadi 17 hingga 23 karakter saja. Penghapusan kode barang ini dilakukan menggunakan *Ms. Excel* 2016.

#### 4.1.3 Membuat *Database* Berdasarkan Struktur *Market Basket Analysis*

Untuk melakukan *market basket analysis* dengan algoritma Apriori, dibutuhkan suatu *database* yang memuat informasi daftar barang apa saja yang dibeli dalam satu transaksi. *Database* yang telah dibuat masih memuat informasi satu nama barang saja yang dibeli dalam suatu transaksi di tiap barisnya. Untuk itu, *database* yang telah dibuat ditransformasi menjadi suatu bentuk *database* yang lain yang memuat informasi seluruh barang yang dibeli dalam satu transaksi di tiap barisnya. Algoritma untuk mentransformasi *database* ini diilustrasikan oleh Gambar 4.3.



**Gambar 4.3** Flowchart Pembuatan *Database* Berdasarkan Struktur *Market Basket Analysis*

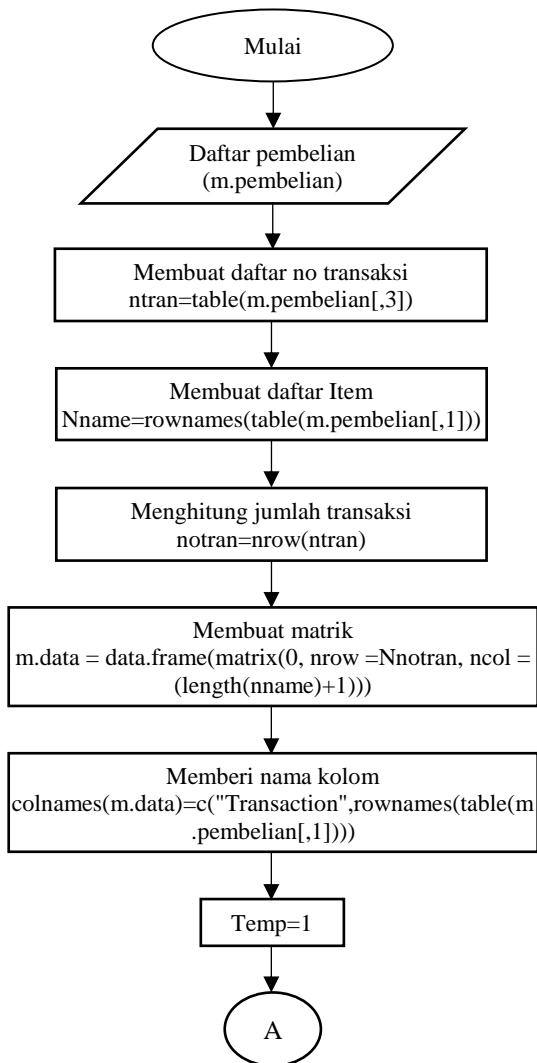


**Gambar 4.3** Flowchart Pembuatan Database Berdasarkan Struktur Market Basket Analysis (Lanjutan)

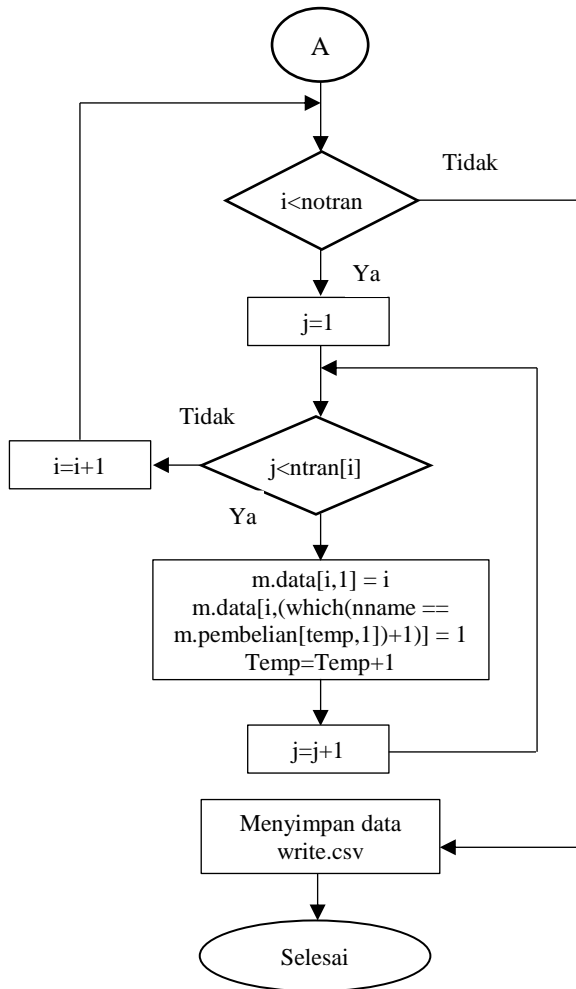
Algoritma di atas dilakukan menggunakan *R* 3.5. Transformasi dilakukan dengan menggabungkan barang-barang yang dibeli dalam satu transaksi yang sama. Maka, *database* yang baru terdiri dari satu kolom yang setiap barisnya berupa daftar nama barang yang dibeli dalam satu transaksi. Jadi, tiap baris mengindikasikan tiap transaksi. Setelah itu, *database* kembali dibuat ke dalam *file* berbentuk *csv* dan *database* siap digunakan untuk *market basket analysis* dengan algoritma *Apriori*.

#### 4.1.4 Membuat Struktur Data Biner

Jika untuk melakukan *market basket analysis* dengan algoritma *Apriori* dibutuhkan suatu *database* yang berisi daftar nama barang yang dibeli dalam satu transaksi, lain halnya dengan *Association Rules Networks* (ARN). *Networks* terdiri dari *node* dan *edge* yang dibangun dari suatu matriks yang merupakan data biner. Untuk itu, perlu dilakukannya transformasi *database* pembelian barang ke dalam bentuk struktur data biner. Algoritma ini dilansir Tugas Akhir Siti Qomariyah (2017) dengan bahasa pemrograman yang disesuaikan, yaitu *R* 3.5. transformasinya diilustrasikan oleh Gambar 4.4.



**Gambar 4.4** *Flowchart* Pembuatan Struktut Data Biner



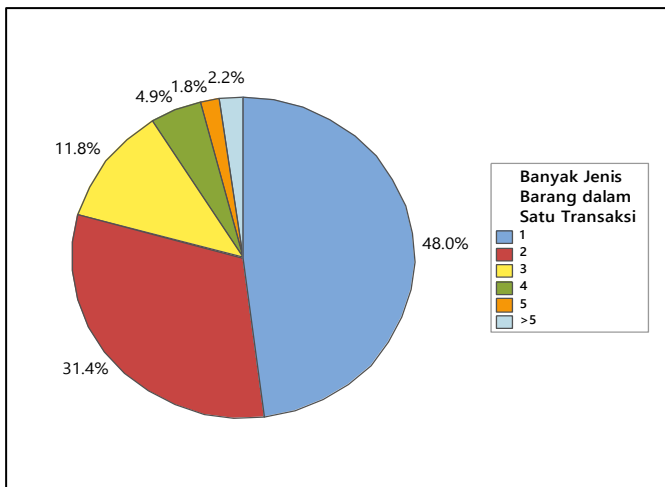
**Gambar 4.4** Flowchart Pembuatan Struktut Data Biner (Lanjutan)

Struktur data biner yang dihasilkan berbentuk matriks berukuran  $12.630 \times 1.268$  yang menunjukkan banyaknya transaksi adalah 12.630 dan 1.268 merupakan banyaknya jenis barang dalam keseluruhan transaksi.



## 4.2 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan untuk mengetahui karakteristik pola perilaku pembelian barang oleh konsumen dengan menggunakan statistika deskriptif. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data pembelian barang oleh konsumen K1 Mart ITS selama bulan Maret 2018 yang terdiri dari 12.630 transaksi. Gambar 4.5 merupakan penyebaran pembelian barang yang dilakukan oleh konsumen berdasarkan banyak jenis barang dalam satu transaksi.



**Gambar 4.5** Pie Chart Banyak Jenis Barang dalam Satu Transaksi

Gambar 4.5 di atas menunjukkan bahwa pada 48% transaksi selama bulan Maret 2018, konsumen hanya membeli 1 jenis barang dalam satu transaksi. Selain itu, pembelian dengan 2 jenis barang dalam satu transaksi terjadi pada 31,4% transaksi dan diikuti oleh pembelian dengan 3 jenis barang dalam satu transaksi yang terjadi pada 4,9% transaksi. Pembelian dengan 4 jenis barang dan 5 jenis barang dalam satu transaksi terjadi pada masing-masing 4,9% dan 1,8% transaksi. Sedangkan untuk pembelian >5 jenis barang dalam satu transaksi terjadi pada 2,2% transaksi.

**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif Pembelian Barang

N	Modus	Minimum	Maksimum
12630	1	1	32

Berdasarkan Tabel 4.1 di atas, nilai modus adalah 1. Hal ini secara tidak langsung ditunjukkan oleh Gambar 4.1 di mana kebanyakan konsumen membeli 1 jenis barang saja dalam satu transaksi. Median dari banyaknya jenis barang dalam satu transaksi adalah 2. Dari 12630 transaksi, konsumen paling sedikit membeli 1 jenis barang dalam satu transaksi dan paling banyak membeli 32 jenis barang dalam satu transaksi.

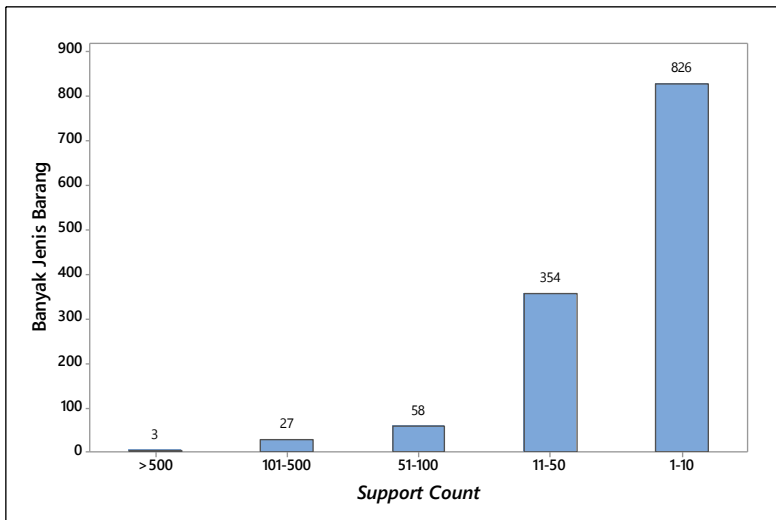
**Tabel 4.2** Sepuluh Barang yang Dibeli dengan Frekuensi Tertinggi

No.	Nama Barang	Frekuensi
1	CLUB AIR MINERAL 600ML	1071
2	AQUA AIR MINERAL 600ML	1021
3	CLUB AIR MINERAL 1500ML	718
4	AQUA AIR MINERAL1500ML	466
5	GG SURYA FLTR MRH12S **	464
6	PUCUK/H TEH MELATI 350ML	437
7	ULTRA UHT CHOCO 250ML	410
8	ADES AIR MINERAL 600ML	330
9	ULTRA UHT STRAWBERRRY 250ML	266
10	PUCUK/H TEH MELATI 500ML	264

Tabel 4.2 di atas menunjukkan 10 barang yang paling sering dibeli oleh konsumen K1 Mart ITS selama Maret 2018. CLUB AIR MINERAL 600ML menduduki posisi pertama sebagai barang yang paling sering dibeli tersebut. Tercatat bahwa sebanyak 1071 transaksi terdapat CLUB AIR MINERAL 600ML sebagai barang yang dibeli oleh konsumen. Pada urutan kedua, barang yang sering dibeli berikutnya adalah AQUA AIR MINERAL 600ML yang dibeli pada 1021 transaksi. CLUB AIR MINERAL 1500ML menduduki posisi keempat sebagai barang yang dibeli pada 718 transaksi dan diikuti oleh AQUA AIR MINERAL1500ML yang dibeli pada 466 transaksi. Posisi kelima ialah GG SURYA FLTR

MRH12S \*\* yang dibeli pada 464 transaksi. Posisi keenam hingga kesepuluh masing-masing adalah PUCUK/H TEH MELATI 350ML, ULTRA UHT CHOCO 250ML, ADES AIR MINERAL 600ML, ULTRA UHT STRAWBERRRY 250ML, dan PUCUK/H TEH MELATI 500ML yang dibeli masing-masing pada 437 transaksi, 410 transaksi, 330 transaksi, 266 transaksi, dan 264 transaksi.

Nampaknya barang air mineral menjadi pilihan favorit konsumen K1 Mart ITS. Hal ini terlihat dari 10 barang yang dibeli dengan frekuensi tertinggi, 5 di antaranya merupakan barang air mineral dengan berbagai *brand* dan tipe.



**Gambar 4.6** *Support Count* pada Tiap Jenis Barang

Gambar 4.6 di atas menunjukkan penyebaran *support count* pada tiap jenis barang. Diketahui bahwa pada Maret 2018, terdapat 3 jenis barang di K1 Mart ITS yang dibeli lebih dari 500 kali transaksi. Sementara itu, terdapat 27 jenis barang yang dibeli sekitar 100 hingga 500 kali transaksi dan 58 jenis barang diketahui dibeli sekitar 51 hingga 100 kali transaksi. Barang yang dibeli

sebanyak 11 hingga 50 kali transaksi terjadi pada 354 jenis barang. Sedangkan sisanya, sebanyak 826 jenis barang dibeli 1 hingga 10 kali transaksi.

### 4.3 Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori

Algoritma yang pertama digunakan pada penelitian ini untuk *market basket analysis* adalah *Apriori*. Algoritma ini akan mencari *rules* dari *frequent itemset*. *Minimum support* dan *minimum confidence* ditentukan oleh peneliti sendiri secara subyektif dengan pertimbangan bahwa semakin tinggi nilai *minimum support* dan/atau *minimum confidence* yang ditentukan, maka semakin sedikit *rules* yang dihasilkan karena banyak yang tersaring. Semakin sedikit *rules* yang dihasilkan, maka semakin dapat dipercaya *rules* tersebut untuk pembuatan keputusan.

#### 4.3.1 Frequent 1 Itemset

*Frequent 1 itemset* ialah satu jenis barang yang merupakan barang yang paling sering dibeli oleh konsumen berdasarkan nilai *minimum support* yang ditentukan. Pada penelitian ini, *minimum support* yang ditentukan oleh peneliti sebesar 0,01.

**Tabel 4.3** *Frequent 1 Itemset* Algoritma Apriori

No.	<i>Frequent Itemset</i>	<i>Support</i>	<i>Count</i>
1	CLUB AIR MNRAL 600ML	0.084798100	1071
2	AQUA AIR MINERAL 600ML	0.080839272	1021
3	CLUB AIR MNRL 1500ML	0.056848773	718
4	AQUA AIR MINERAL1500ML	0.036896279	466
5	GG SURYA FLTR MRH12S **	0.036737926	464

Dengan menggunakan *minimum support* sebesar 0,01 didapatkan 26 *frequent 1 itemset*. Lima *frequent 1 itemset* dengan nilai *support* tertinggi di antaranya ditunjukkan oleh Tabel 4.3. Diketahui bahwa CLUB AIR MNRAL 600ML memiliki nilai *support* yang tertinggi di antara barang lainnya, yaitu sebesar 0,085. Hal ini sebanding dengan nilai *count* CLUB AIR MNRAL 600ML yang tertinggi juga, yaitu sebesar 1.038 di mana selama Maret 2018, CLUB AIR MNRAL 600ML merupakan barang yang

dibeli pada 1.038 transaksi. AQUA AIR MINERAL 600ML memiliki nilai *support* sebesar 0,078 dan nilai *count* sebesar 981. Nilai *support* dan nilai *count* AQUA AIR MINERAL 600ML merupakan tertinggi kedua di antara barang lainnya. Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa nilai *support* berbanding lurus dengan nilai *count*.

Selanjutnya, dari Tabel 4.3 diketahui juga CLUB AIR MNRL 1500ML memiliki nilai *support* sebesar 0,056. Kemudian disusul oleh AQUA AIR MINERAL1500ML dan GG SURYA FLTR MRH12S \*\* yang masing-masing memiliki nilai *support* sebesar 0,036 dan 0,034.

#### 4.3.2 Frequent 2 Itemset

*Frequent 2 itemset* merupakan kombinasi yang terdiri dari dua jenis barang yang paling sering dibeli oleh konsumen berdasarkan nilai *minimum support* yang ditentukan. Setelah dilakukan percobaan menggunakan *minimum support* sebesar 0,01 dan tidak ada *frequent itemset* yang didapatkan, maka *minimum support* ditentukan dengan nilai yang jauh lebih kecil lagi yaitu 0,0015.

**Tabel 4.4** *Frequent 2 Itemset* Algoritma Apriori

No.	<i>Frequent Itemset</i>	<i>Support</i>	<i>Count</i>
1	{CLUB AIR MNRL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.003642122	46
2	{CLUB AIR MNRL 600ML, AQUA AIR MINERAL 600ML}	0.002692003	34
3	{CLUB AIR MNRL 600ML, PUCUK/H TEH MLATI350ML}	0.002454473	31
4	{CLUB AIR MNRL 600ML, ULTRA UHT CHOCO 250ML}	0.002375297	30
5	{AQUA AIR MINERAL 600, AQUA AIR MINERAL1500}	0.002375297	30

Dengan *minimum support* sebesar 0,015, didapatkan 14 *frequent itemset* yang memenuhi. Tabel 4.4 merangkum 5 *frequent itemset* yang memiliki nilai *support* dan *count* yang tertinggi dibanding yang lainnya. Diketahui bahwa {CLUB AIR MNRL

600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML} merupakan kombinasi 2 barang yang paling sering dibeli oleh konsumen K1 Mart ITS pada Maret 2018. Nilai *support* dan *count* kombinasi barang tersebut masing-masing adalah 0,0036 dan 46, yang berarti bahwa {CLUB AIR MNRL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML} dibeli sebanyak 46 kali transaksi selama Maret 2018. Selanjutnya, nilai *support* tertinggi kedua adalah {AQUA AIR MINERAL 600, CLUB AIR MNRL 600ML} yaitu sebesar 0,0027 yang berarti bahwa kombinasi barang tersebut merupakan kombinasi barang yang paling sering dibeli oleh konsumen setelah {CLUB AIR MNRL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML}. Tercatat bahwa {AQUA AIR MINERAL 600, CLUB AIR MNRL 600ML} dibeli oleh konsumen sebanyak 34 kali transaksi selama Maret 2018. Kombinasi barang lainnya adalah {CLUB AIR MNRL 600ML, PUCUK/H TEH MLATI350}, {CLUB AIR MNRL 600ML, ULTRA UHT CHOCO 250M}, dan {AQUA AIR MINERAL 600, AQUA AIR MINERAL1500} yang masing-masing memiliki nilai *support* sebesar 0,0025; 0,0024; dan 0,0024.

#### 4.3.3 Rules

*Rules* dari algoritma *Apriori* menggambarkan kecenderungan pembelian barang tertentu jika konsumen membeli barang lainnya. *Minimum support* yang digunakan untuk menentukan *rules* sebesar 0,01 atau *minimum confidence* sebesar 0,05 sehingga didapatkan 55 *rule*.

**Tabel 4.5** Lima *Rules* Algoritma *Apriori* dengan *Lift* Tertinggi

No.	Rules	Support	Confidence	Lift
1	{F/F L/FAT COK TPK225} => {BENG-BENG CHOCO 22G}	0.000792	0.06993	4.014622
2	{F/FLAG COKLT TPK 225} => {PUCUK/H TEH MLATI500}	0.000713	0.052326	3.003964
3	{ULTRA UHT CHOCO 250M} => {ULTRA UHT STRAW 250M}	0.001188	0.097403	2.815091

**Tabel 4.5** Lima *Rules* Algoritma *Apriori* dengan *Lift* Tertinggi (Lanjutan)

No.	Rules	Support	Confidence	Lift
4	{ULTRA UHT STRAW 250M} => {ULTRA UHT CHOCO 250M}	0.000792	0.05814	2.781448
5	{PUCUK/H TEH L/SGR350} => {PUCUK/H TEH MLATI350}	0.001821	0.086466	2.66358

Lima *rule* dengan nilai *lift* tertinggi terangkum dalam Tabel 4.5. Nilai *lift* menyatakan hubungan antara barang dalam *rules*. Jika nilai *lift* di atas 1, maka terdapat hubungan antara barang yang terdapat dalam *rules*. Seperti pada *rule*: {F/F L/FAT COK TPK225} => {BENG-BENG CHOCO 22G} yang memiliki nilai *lift* sebesar 4,01. Maka, dibelinya F/F L/FAT COK TPK225 memiliki kecenderungan BENG-BENG CHOCO 22G juga akan dibeli. *Rule* ini memiliki nilai *support* sebesar 0,00079 yang menunjukkan bahwa 0,079% dari seluruh transaksi selama Maret 2018 memuat F/F L/FAT COK TPK225 dan BENG-BENG CHOCO 22G. Sedangkan nilai *confidence* pada *rule* ini sebesar 0,06993 menunjukkan bahwa 6,993% dari seluruh transaksi yang memuat F/F L/FAT COK TPK225 juga memuat BENG-BENG CHOCO 22G. Lima *rule* yang terangkum dalam Tabel 4.5 memiliki nilai *lift* di atas 1 sehingga dapat disimpulkan bahwa *rules* yang didapati signifikan.

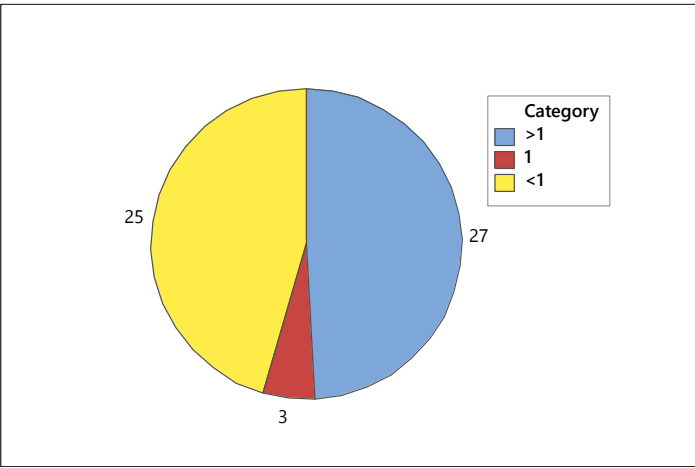
**Tabel 4.6** Lima *Rules* Algoritma *Apriori* dengan *Lift* Terendah

No.	Rules	Support	Confidence	Lift
1	{NU MILK TEA 330ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.000633	0.051948	0.642609
2	{LE MINERALE 600ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.000633	0.054795	0.646176
3	{PUCUK/H TEH L/SGR350} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001029	0.055085	0.649599

**Tabel 4.6** Lima *Rules* Algoritma *Apriori* dengan *Lift* Terendah (Lanjutan)

No.	Rules	Support	Confidence	Lift
4	{F/FLAG STRWB TPK 225} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001821	0.052632	0.651064
5	{ADES AIR MINERAL 600} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001188	0.056818	0.670041

Lima *rules* dengan nilai *lift* terendah terangkum dalam Tabel 4.6. Diketahui bahwa kelima *rule* tersebut memiliki nilai *lift* di bawah 1 sehingga kelima *rule* tersebut tidak dapat dikatakan signifikan. Seperti pada *rule* {NU MILK TEA 330ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML} yang memiliki nilai *lift* 0,64. Karena nilai *lift* pada *rule* tersebut kurang dari satu, maka kemungkinan CLUB AIR MNRAL 600ML tidak dibeli jika NU MILK TEA 330ML. Maka dari itu {NU MILK TEA 330ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML} tidak dapat dikatakan signifikan.



**Gambar 4.7** Pie Chart Nilai *Lift* dari 50 *Rules*



Berdasarkan Gambar 4.7, dari 55 *rule* yang didapati, hanya 27 *rule* yang memiliki nilai *lift* lebih dari 1 sehingga 27 *rule* tersebut signifikan. Sedangkan 3 di antaranya memiliki nilai *lift* sama dengan satu yang mengindikasikan bahwa hubungan antar barang dalam *rule* tersebut independen. Sisanya, 25 *rule* memiliki nilai *lift* kurang dari 1 sehingga 25 *rule* tersebut belum dapat dikatakan signifikan.

#### 4.4 Market Basket Analysis dengan Algoritma Fuzzy c-Covering

*Fuzzy c-Covering* merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori*. *Fuzzy c-Covering* mencari *rules* berdasarkan *frequent itemset* dengan memperhatikan hubungan tiap *item* dalam tiap transaksi.

##### 4.4.1 Frequent 1 Itemset

Sama dengan algoritma *Apriori*, *frequent 1 itemset* pada algoritma *Fuzzy c-Covering* menunjukkan barang yang paling sering dibeli oleh konsumen dari keseluruhan transaksi berdasarkan nilai *minimum support* yang ditentukan. *Minimum support* pada penelitian ini adalah 0,01. *Frequent 1 itemset* dengan nilai *support* tertinggi dideskripsikan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** Lima *Frequent 1 Itemset* Algoritma *Fuzzy c-Covering*

No.	<i>Frequent Itemset</i>	<i>Support</i>
1	CLUB AIR MNRAL 600ML	0,0541553227
2	AQUA AIR MINERAL 600ML	0,0457401755
3	CLUB AIR MNRL 1500ML	0,0341005968
4	GG SURYA FLTR MRH12S	0,0258298270
5	AQUA AIR MINERAL1500	0,0209141160

Dengan menggunakan *minimum support* sebesar 0,01 didapatkan 12 *frequent 1 itemset*. CLUB AIR MNRAL 600ML merupakan barang dengan nilai *support* tertinggi, yaitu sebesar 0,0541553227. Hal ini menunjukkan bahwa CLUB AIR MNRAL 600ML merupakan barang yang paling sering dibeli oleh konsumen K1 Mart ITS. Barang yang paling sering dibeli

selajutnya adalah AQUA AIR MINERAL 600ML dengan nilai *support* sebesar 0,0457401755. Adapun CLUB AIR MNRL 1500ML, GG SURYA FLTR MRH12S, dan AQUA AIR MINERAL1500 merupakan barang dengan urutan ketiga hingga kelima barang yang paling sering dibeli dengan masing-masing nilai *support* sebesar 0,0341005968; 0,0258298270; dan 0,0209141160.

#### 4.4.2 Frequent 2 Itemset

*Frequent 2 itemset* ini menunjukkan dua kombinasi barang yang paling sering dibeli oleh konsumen dari keseluruhan transaksi. Karena pada *minimum support* 0,01 tidak ditemukan *frequent 2 itemset*, maka *minimum support* ditentukan kembali menjadi 0,0015.

**Tabel 4.8** *Frequent 2 Itemset* Algoritma *Fuzzy c-Covering*

Nama Barang	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
{CLUB AIR MNRAL 600ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0,001678	0,0186451

Dengan menggunakan *minimum support* sebesar 0,0015 didapatkan 1 *frequent 2 itemset* yaitu {CLUB AIR MNRAL 600ML} => {CLUB AIR MNRAL 1500ML} dengan nilai *support* sebesar 0,001678. Artinya, konsumen K1 Mart ITS banyak yang membeli CLUB AIR MNRAL 600ML dan CLUB AIR MNRAL 1500ML bersamaan. Nilai *support* sebesar 0,001678 menunjukkan bahwa 0,001678% dari seluruh transaksi selama Maret 2018 memuat CLUB AIR MNRAL 600ML dan CLUB AIR MNRAL 1500ML. Sedangkan nilai *confidence* sebesar 0,0186451 menunjukkan bahwa 1,86% dari seluruh transaksi memuat CLUB AIR MNRAL 600ML dan CLUB AIR MNRAL 1500ML. Karena sudah tidak ada lagi *frequent itemset* yang didapatkan, maka {CLUB AIR MNRAL 600ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML} merupakan *rules* yang didapatkan dari algoritma *Fuzzy c-Covering*.

#### 4.5 *Market Basket Analysis dengan Association Rules Networks (ARN)*

*Association Rules Networks (ARN)* merupakan metode untuk mencari *association rules* dengan *networks analysis*. Metode ini dilakukan dengan membangun *networks* dari *database* transaksi dan selanjutnya mendeteksi *communities* pada *networks* tersebut. Ukuran yang dilihat pada ARN ini adalah *centrality* dan *page rank*.

##### 4.5.1 *Networks*

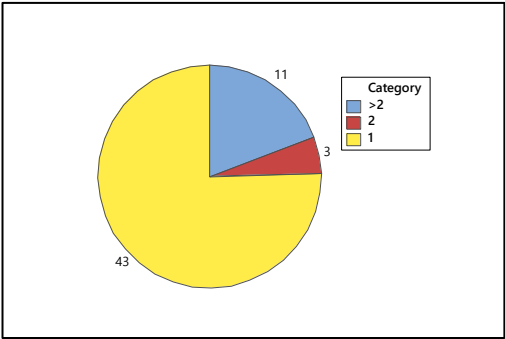
*Networks* pada analisis ini merupakan representasi dari pola pembelian barang yang digambarkan melalui suatu jaringan (*networks*). *Networks* dibangun dari matriks yang merupakan data struktur biner. *Networks* terdiri dari *node* yang menggambarkan barang yang dibeli oleh konsumen. Jadi, terdapat 1.268 *node* pada *networks* yang dibangun. Sedangkan *edge* menggambarkan hubungan antar *node* (hubungan antar barang yang dibeli).

*Network* pola pembelian barang di K1 Mart ITS selama Maret 2018 ditunjukkan oleh gambar yang terlampir pada Lampiran 13. Pada *networks* tersebut, banyak *node* yang tidak saling terhubung dengan *node* lainnya. Hal ini pun menunjukkan bahwa terdapat banyak transaksi yang hanya membeli satu jenis barang saja sehingga barang-barang tersebut tidak memiliki hubungan dengan barang lainnya. Tetapi, pada bagian tengah *networks* terdapat banyak *node* yang berkumpul dan saling berhubungan bahkan terlihat saling tumpang tindih. Hal ini menunjukkan bahwa barang-barang tersebut memiliki hubungan yang kuat karena barang-barang tersebut cenderung dibeli secara bersamaan pada berbagai transaksi.

##### 4.5.2 *Communities*

*Network* yang didapatkan begitu kompleks karena banyaknya jenis barang dan transaksi yang terjadi selama satu bulan. Adanya *node* yang saling tumpah tindih pada bagian tengah *networks* tentunya menyulitkan apabila dilakukan analisis lebih lanjut. Barang mana yang berpengaruh pada keseluruhan transaksi

sulit diidentifikasi. Untuk itu, *network* tersebut perlu dibagi menjadi *communities*. *Communities* berbentuk *networks* dengan skala yang lebih kecil yang terdiri dari *node-node* yang saling berhubungan dalam satu kelompok. *Node* pada suatu *community* dengan *node* lainnya di *community* yang berbeda tentunya tidak memiliki hubungan satu sama lain. Jadi, *communities* mendeteksi sekelompok barang yang cenderung dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi.



**Gambar 4.8** *Pie Chart* Persebaran Banyak Anggota *Communities*

Untuk mendeteksi *communities* digunakan metode *Louvain* dan didapatkan 57 *community* dengan banyak barang yang berbeda pada tiap *community*. 43 dari 57 *community* terdiri dari 1 jenis barang saja. 3 dari 57 *community* terdiri dari 2 jenis barang saja. Sedangkan 11 *community* lainnya memiliki jumlah jenis barang lebih dari 2. Hal ini diilustrasikan pada Gambar 4.9.

**Tabel 4.9** Banyak Barang pada Tiap *Community*

No.	Community	Banyak barang	No.	Community	Banyak barang
1	31	28	7	40	26
2	32	94	8	45	38
3	34	84	9	51	136
4	35	212	10	52	151
5	36	163	11	55	142
6	39	145			

Tujuan penelitian ini adalah menentukan pola pembelian barang dari keseluruhan transaksi dengan mengidentifikasi barang yang berpengaruh dengan barang lainnya. Oleh karena itu, *communities* dengan 1 dan 2 anggota tidak diikuti ke analisis selanjutnya.

Tabel 4.9 berisi daftar *communities* yang memiliki banyak anggota lebih dari 2. *Community* yang berisi jenis barang terbanyak adalah *community* 31. *Communities* dengan banyak jenis barang di atas 100 lainnya adalah *community* 36, 39, 51, 52, dan 55 dengan banyak barang yang dimiliki masing-masing adalah 163, 145, 136, 151, dan 142. Selain itu, *community* 31, 32, 34, 40, dan 45 memiliki banyak jenis barang di bawah 100, yaitu masing-masing sebanyak 28, 94, 84, 26, dan 38.

Gambar yang terlampir pada Lampiran 15 merupakan *network* dari *community* 31. *Network* tersebut menggambarkan sekelompok barang yang saling berhubungan dari seluruh transaksi. Berdasarkan gambar tersebut, barang-barang tersebut ada yang berhubungan dengan satu barang yang lain atau bahkan berhubungan dengan banyak barang. Semakin banyak *edge* yang diterima oleh suatu *node*, maka semakin penting *node* tersebut dalam suatu *network*. Maka dari itu, semakin banyak barang yang dihubungkan oleh *edge*, maka semakin berpengaruh barang tersebut dalam suatu transaksi.

VITALIS CLG BLOSM120 merupakan barang dengan sebuah *edge* yang menghubungkannya dengan barang lain, sehingga dapat disimpulkan bahwa VITALIS CLG BLOSM120 merupakan barang yang tidak berpengaruh banyak pada sekelompok barang ini. Sementara itu, *edge* tersebut menghubungi VITALIS CLG BLOSM120 dengan S-TEE BTL 350ML. Ini berarti bahwa dari seluruh transaksi, terdapat konsumen yang membeli VITALIS CLG BLOSM120 juga membeli S-TEE BTL 350ML atau sebaliknya.

Pada barang NUVO FAMILY HJU 80GR, sedikitnya terdapat 11 *edge* yang menghubungkannya dengan barang lain. Dibandingkan dengan VITALIS CLG BLOSM120, NUVO

FAMILY HJU 80GR merupakan barang yang lebih penting pada kelompok tersebut. NUVO FAMILY HJU 80GR cenderung lebih sering dibeli dibanding VITALIS CLG BLOSM120. Jika konsumen membeli salah satu barang yang merupakan 11 barang yang berhubungan dengan NUVO FAMILY HJU 80GR, maka kemungkinan konsumen tersebut juga membeli NUVO FAMILY HJU 80GR. Maka, semakin banyak *edge* yang diterima oleh suatu barang, maka semakin besar kemungkinan barang tersebut sering dibeli oleh konsumen.

#### 4.5.3 Centrality

*Centrality* mengidentifikasi barang yang paling penting dalam suatu *network*. Dengan menggunakan metode *degree centrality*, barang paling penting diidentifikasi dari nilai *res* yang paling besar.

**Tabel 4.10** Nilai *Res* Tertinggi untuk *Community 31*

No.	Nama Barang	<i>Res</i>
1	CITRA SBN BNGK IND80	12
2	NUVO FAMILY HJU 80GR	11
3	CIPTADENT MX.COM 75G	9
4	CITRA SBN MTRA KOR80	9
5	S/Q CHOCO DARK 68GR	8

Nilai *res* tertinggi untuk *community 31* dirangkum oleh Tabel 4.8 di atas. CITRA SBN BNGK IND80 memiliki nilai *res* tertinggi dibanding 27 barang lainnya dalam *community 31* yaitu sebesar 12. Sehingga dapat disimpulkan bahwa CITRA SBN BNGK IND80 adalah barang paling berpengaruh pada transaksi dalam kelompok tersebut. Barang berpengaruh lainnya dalam kelompok tersebut adalah NUVO FAMILY HJU 80GR dengan nilai *res* sebesar 11 diikuti oleh tiga barang lainnya yaitu CIPTADENT MX.COM 75G, CITRA SBN MTRA KOR80, dan S/Q CHOCO DARK 68GR dengan masing-masing nilai *res* sebesar 9, 9, dan 8.

**Tabel 4.11** Barang dengan Nilai *Res* Tertinggi

No.	Community	Nama Barang	Res
1	31	CITRA SBN BNGK IND80	12
2	32	BENG-BENG CHOCO 22G	31
3	34	LARISST FC.TISU 220S	26
4	35	INDOMI GORENG SPC 80	74
5	36	PUCUK/H TEH MLATI350	72
6	39	CLUB AIR MNRAL 600ML	106
7	40	PANTENE SHP HFC 160	7
8	45	MI GEMEZ ENAK PREM24, SOBA MI STIK S.BLD21	20
9	51	AQUA AIR MINERAL 600ML	102
10	52	AQUA AIR MINERAL1500ML	73
11	55	BEAR BRAND STERIL189	53

Tabel 4.11 di atas merupakan rangkuman barang dengan nilai *res* tertinggi dari tiap *community*. Dari keseluruhan transaksi, nilai *res* CLUB AIR MNRAL 600ML adalah yang tertinggi, yaitu sebesar 106 dan disusul oleh AQUA AIR MINERAL 600ML dengan nilai *res* 102. Hal ini menunjukkan bahwa CLUB AIR MNRAL 600ML dan AQUA AIR MINERAL 600ML merupakan barang yang sering dibeli oleh konsumen K1 Mart ITS selama Maret 2018. Selain itu, kedua barang tersebut juga merupakan barang berpengaruh karena jika seorang konsumen membeli salah satu barang tersebut, maka terdapat sekitar 100 barang lain yang kemungkinan juga ikut dibeli. Sementara itu, pada *community* 45, MI GEMEZ ENAK PREM24 dan SOBA MI STIK S.BLD21 merupakan barang yang paling sering dibeli di kelompoknya. Keduanya masing-masing memiliki nilai *res* sebesar 20.

#### 4.5.4 Page Rank

*Page Rank* juga digunakan untuk menentukan seberapa penting suatu *node* dalam suatu *network*. Semakin tinggi nilai *page rank*, maka *node* tersebut juga semakin penting. Pada penelitian ini *page rank* digunakan untuk menentukan seberapa penting suatu barang dalam keseluruhan transaksi.

**Tabel 4.12** Nilai *Page Rank* Tertinggi untuk *Community 31*

No.	Nama Barang	<i>Page Rank</i>
1	CITRA SBN BNGK IND80	0.086912
2	NUVO FAMILY HJU 80GR	0.065001
3	CITRA SBN MTRA KOR80	0.060161
4	S/Q CHOCO DARK 68GR	0.059091
5	ENERGEN JGUNG 10X30	0.049246

Nilai *page rank* tertinggi untuk *community 31* adalah CITRA SBN BNGK IND80 dan NUVO FAMILY HJU 80GR dengan masing-masing sebesar 0,087 dan 0,065. Maka, dapat disimpulkan bahwa kedua barang tersebut merupakan barang penting di *community 31*. Hal ini selaras tentunya dengan pernyataan bahwa kedua barang tersebut merupakan barang paling berpengaruh di *community 31*. Namun, *centrality* yang tinggi di suatu *communities* belum tentu menentukan nilai *page rank* yang tinggi juga di *communities* tersebut. CIPTADENT MX.COM 75G yang memiliki *centrality* 5 tertinggi, ternyata tidak memiliki nilai *page rank* yang tertinggi. Justru ENERGEN JGUNG 10X30 memiliki nilai *page rank* terbesar kelima yaitu 0,049 meskipun barang ini tidak termasuk ke dalam barang yang memiliki *centrality* 5 tertinggi.

**Tabel 4.13** Barang dengan Nilai *Page Rank* Tertinggi

No.	Community	Nama Barang	<i>Page Rank</i>
1	31	CITRA SBN BNGK IND80	0,086912
2	32	BENG-BENG CHOCO 22G	0,084411
3	34	LARISST FC.TISU 220S	0,047705
4	35	INDOMI GORENG SPC 80	0,046918
5	36	GG SURYA FLTR MRH12S **	0,072885
6	39	CLUB AIR MNRAL 600ML	0,099238
7	40	ALTECO SUPER GLUE 3G	0,088137
8	45	SOBA MI STIK S.BLD21	0,098699
9	51	AQUA AIR MINERAL 600ML	0,132634
10	52	AQUA AIR MINERAL1500ML	0,069707
11	55	BEAR BRAND STERIL189	0.040380



Berdasarkan Tabel 4.13, diketahui bahwa nilai *page rank* dari seluruh transaksi adalah AQUA AIR MINERAL 600ML yaitu sebesar 0,132634. Padahal, berdasarkan *centrality*, AQUA AIR MINERAL 600ML berada di urutan kedua tertinggi setelah CLUB AIR MNRAL 600ML. CLUB AIR MNRAL 600ML memiliki nilai *page rank* kedua terbesar dari seluruh transaksi yaitu sebesar 0,099238. Sementara itu, terdapat beberapa barang yang memiliki nilai *page rank* tertinggi di *community*-nya meskipun tidak memiliki *centrality* tertinggi di *community*-nya. Satu di antaranya adalah GG SURYA FLTR MRH12S \*\* yang memiliki nilai *Page Rank* sebesar 0,072885. Barang lainnya adalah ALTECO SUPER GLUE 3G yang memiliki nilai *Page Rank* sebesar 0,088137.

#### 4.6 Perbandingan Hasil dari Masing-masing Metode

*Output* dari penelitian ini adalah mendapatkan *rule* barang yang paling penting di dalam transaksi menggunakan masing-masing algoritma. Barang-barang penting tersebut berdasarkan masing-masing metode terangkum dalam Tabel 4.14.

**Tabel 4.14** Perbandingan Hasil Ketiga Metode

No.	Algoritma	Hasil
1	<i>Apriori</i>	{CLUB AIR MNRAL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML}
2	<i>Fuzzy c-Covering</i>	{CLUB AIR MNRAL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML}
3	<i>Association Rules Networks</i>	{CLUB AIR MNRAL 600ML}

Secara keseluruhan, masing-masing algoritma memiliki hasil yang sama seperti pada Tabel 4.14 Pada algoritma *Apriori*, berdasarkan nilai *support*, {CLUB AIR MNRAL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML} adalah barang yang paling penting dari seluruh transaksi karena sering dibeli oleh konsumen. Selain itu, kedua barang ini juga menjadi *rules* dari hasil algoritma *Fuzzy c-Covering* berdasarkan nilai *support* tertinggi pula. Berbeda dari kedua algoritma lainnya, *Association Rules Networks* (ARN) hanya

menghasilkan satu jenis barang yang paling penting dari seluruh transaksi berdasarkan nilai *degree centrality* yang mengindikasikan hubungan tiap barang dengan barang lainnya. Barang tersebut adalah {CLUB AIR MNRAL 600ML}.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis pada kedua metode untuk mengetahui pola pembelian barang di K1 Mart ITS, maka kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut.

1. Berdasarkan eksplorasi data yang telah dilakukan, banyak konsumen K1 Mart ITS yang membeli 1 jenis barang saja dalam sekali transaksi. Selain itu, hanya 3 jenis barang yang dibeli lebih dari 500 transaksi selama Maret 2018. Salah satu jenis barang tersebut adalah CLUB AIR MINERAL 600ML.
2. Berdasarkan analisis menggunakan algoritma *Apriori*, didapatkan 50 *rule* dengan nilai *minimum support* sebesar 0,01 dan *confidence* sebesar 0,05. Adapun barang yang paling sering dibeli dari seluruh transaksi adalah CLUB AIR MINERAL 600ML. *Rule* dengan nilai *lift* tertinggi adalah jika konsumen membeli F/F L/FAT COK TPK225 maka konsumen tersebut juga cenderung membeli BENG-BENG CHOCO 22G.
3. Berdasarkan analisis menggunakan algoritma *Fuzzy c-Covering*, jika konsumen membeli CLUB AIR MINERAL 600ML, maka kecenderungan barang yang dibeli selanjutnya adalah CLUB AIR MINERAL 1500ML dengan nilai *support* sebesar 0,001678 dan *confidence* sebesar 0,0186451.
4. Berdasarkan analisis menggunakan *Association Rules Networks*, didapatkan 57 kelompok barang yang dibeli konsumen. Menurut *centrality*, CLUB AIR MINERAL 600ML adalah barang yang paling berpengaruh dari seluruh transaksi. Sedangkan menurut nilai *page rank*, AQUA AIR MINERAL 600ML adalah barang yang paling penting dari seluruh transaksi.
5. Algoritma *Apriori* memiliki waktu proses yang paling cepat dalam menghasilkan *rules* dibandingkan dengan algoritma lainnya.

6. Algoritma *Fuzzy c-Covering* akan menghasilkan *rules* yang lebih sedikit dibandingkan dengan algoritma *Apriori* karena perhitungan nilai *support* yang memperhatikan hubungan *item* per transaksi.
7. *Association Rules Networks* dapat memvisualisasikan secara langsung hubungan tiap barang dengan barang lainnya dalam bentuk jaringan (*network*).

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis yang telah didapatkan, beberapa saran untuk pihak K1 Mart ITS di antaranya adalah sebagai berikut.

1. Perencanaan strategi tata letak barang dapat disusun dengan menempatkan barang yang memiliki hubungan dengan barang lainnya dalam jarak yang berdekatan
2. Diadakannya promo dengan pembelian barang yang sering dibeli dengan barang lainnya yang tidak memiliki hubungan agar barang yang tidak memiliki hubungan tersebut juga dapat cepat terjual habis
3. Pemasangan iklan seperti brosur, spanduk, dan lain-lain dengan menampilkan produk-produk yang sering dibeli oleh konsumen.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ashtiani, M. 2018. *Network Analysis in R: Centrality Measures*. URL:<<https://www.datacamp.com/community/tutorials/centrality-network-analysis-R>>.
- Bisnis UKM, 2018. **Strategi Pemasaran Bisnis UKM**. URL:<<https://bisnisukm.com/strategi-pemasaran-bisnis-retail.html>>.
- Budhi, G.S., Lim, R., Prayitno, O., 2005. "Penggunaan Metode *Fuzzy c-Covering* untuk Analisa *Market Basket* pada *Supermarket*". **Jurnal Informatika** 6, 1:51-58.
- Chelluboina S., Hashler M. *Visualizing Association Rules: Introduction to the R-extension Package arulesViz*. URL:<<https://cran.r-project.org/web/packages/arulesViz/vignettes/arulesViz.pdf>>.
- Christensen., A. *Louvain Community Detection Algorithm*. URL:<<https://www.rdocumentation.org/packages/NetworkToolbox/versions/1.1.2/topics/louvain>>
- Clauset, A., Newman, M. E., Moore, C., 2004. "*Finding Community Structure in Very Large Networks*". **Statistical Mechanics (cond-mat.stat-mech); Disordered Systems and Neural Networks (cond-mat.dis.nn)**, 1-6.
- Gulalkari, N. 2016. *Implementing Apriori Algorithm in R*. URL:<<https://www.r-bloggers.com/implementing-apriori-algorithm-in-r/>>.
- Gunawan, H. *Analisis Real*, FMIPA ITB, Bandung.
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. 2012. *Data Mining: Concepts and Techniques*. Waltham: Morgan Kauffman Publisher.
- igraph. 2015. *Finding Community Structure by Multi-level Optimization of Modularity*. URL:<[http://igraph.org/r/doc/cluster\\_louvain.html](http://igraph.org/r/doc/cluster_louvain.html)>.
- igraph. 2015. *Functions to Deal with the Result of Network Community Detection*. URL:<<http://igraph.org/r/doc/communities.html>>.

- igraph. 2015. *Modularity of A Community Structure of A Graph*. URL:< <http://igraph.org/r/doc/modularity.igraph.html>>
- igraph. 2015. *The Page Rank Algorithm*. URL:<[http://igraph.org/r/doc/page\\_rank.html](http://igraph.org/r/doc/page_rank.html)>.
- Institut Teknologi Sepuluh Nopember. 2015. **Jadi PTN-BH, ITS BangunMinimarket**.URL:<<https://www.its.ac.id/news/2015/08/28/jadi-ptn-bh-its-bangun-mini-market/>>.
- Klir, G. J., dan Yuan, B. 1995. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. New Jersey: Prentice Hall PTR.
- Lakha, B., dan Dhandhanian, K. 2018. *Network Analysis, Metric for Centrality, and The PageRank Algorithm*. URL:<<https://www.commonlounge.com/discussion/b4933f1f59244ed9a83fcb01005696b>>.
- Nataliani, Y., Beeh, Y. R., Dewi, A. O. 2010. "Market Basket Analysis dengan Metode Fuzzy c-Covering untuk Menentukan Pola Pembelian pada Toko Buku". URL:<<https://anzdoc.com/market-basket-analysis-dengan-metode-fuzzy-c-covering-untuk-.html>>.
- Ognyanova. K. 2016. *Network Analysis and Visualization with R and igraph*. URL:<<http://kateto.net/networks-r-igraph>>.
- Prabhakaran, S. 2017. *Associaion Mining (Market Basket Analysis)*. URL:<<http://r-statistics.co/Association-Mining-With-R.html>>.
- Qomariyah, S. 2017. **Perbandingan Algoritma FP-Growth, Apriori, dan Squeezer pada Analisis Perilaku Konsumen di Minimarket K1 Mart ITS**. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Raeder, T., Chawla, N. V. 2010. "Market Basket Analysis with Networks". **Springer -Verlag Soc. Netw. Anal. Min.** (2011) 1:97–113.
- Ulmer, D. 2002. "Mining an Online Auctions Data Warehouse". **Proceeding of MASPLAS'02**. Pace University, 19 April 2002. 8.1-8.10.
- Verma, N. 2017. *Market Basket Analysis with Network of Products*. Ca'Foscari: University of Venice.

- Witten, I. H., Frank, E., dan Hall, M. A. 2011. ***Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques Third Edition***. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers.
- Wongchokprasitti, C. ***Social Network Analysis***. Pittsburgh: University of Pittsburgh.
- Yuniati, R. 2016. **Penentuan Aturan Asosiasi dengan Algoritma *Apriori* untuk Transaksi Penjualan Kerupuk**. Yogyakarta: Universitas Sanata Dharma.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan.)*



## LAMPIRAN

### Lampiran 1 Nota Pembelian/Struk

-----				
: 01-03-18/08:16:04 0385/00003/1/IZA				
-----				
1348090	PUCUK/H	TEH MLATI500		
#	2	4.900	0	9.800
1062730	CLUB AIR	MNRAL 600ML		
#	2	2.000	0	4.000
0370270	WOODS	PEP.EXT/STRG15		
#	2	3.500	0	7.000
-----				
Item/Qty ( 3/ 6)				
HARGA JUAL.....:				20.800
PEMBAYARAN TUNAI :				50.000
KEMBALI.....:				29.200
TERIMA KASIH ATAS KUNJUNGAN ANDA				
BARANG YANG SUDAH DI BELI				
TIDAK DAPAT DI TUKAR				

### Lampiran 2 Syntax Membuat Database

```
ListNamaFile=read.table("D:/TA/BacaData.txt",header
=FALSE)
m.pembelian=data.frame()
notran=0
j=1
for (nofile in row(ListNamaFile))
{
NamaFile=paste0("D:/TA/Struk Maret
2018/",ListNamaFile[nofile,1],".txt")
RawFile=read.delim(NamaFile,header=FALSE)
n=nrow(RawFile)
ambil=c()
for(i in 1:n)
{
if(substr(RawFile[i,1],3,3)=="#")|substr(RawFile[i,
```

## Lampiran 2 Syntax Membuat Database (Lanjutan)

```

if(substr(RawFile[i,1],3,3)=="#"||substr(RawFile[i,
1],2,2)==":")
{ambil=c(ambil,i)}
}
for(i in 1:length(ambil))
{
if(substr(RawFile[ambil[i],1],2,2)!=":")
{
m.pembelian[j,1]=as.character(RawFile[ambil[i]-
1,1])
m.pembelian[j,2]=as.numeric(substr(RawFile[(ambil[i
]),1],4,12))
m.pembelian[j,3]=notran
j=j+1
}else
{
notran=notran+1
}
}
print(paste0>NamaFile,"telah selesai diproses"))
}
colnames(m.pembelian)<-
c("Name","Quantity","Transaction")
write.csv(m.pembelian,"D:/Data Transaksi Maret
2018.csv")

```

## Lampiran 3 Syntax Membuat Itemlist Per Transaksi

```

data <- read.csv("D:/TA/ Data Transaksi Maret
2018.csv")
library(plyr)
library(dplyr)
df_itemListTA<-ddply(data,c("Transaction"),
                      function(df1)paste(df1$Name,
                      collapse=","))

df_itemListTA$Transaction<-NULL
colnames(df_itemListTA)<-c("itemList")
write.csv(df_itemListTA, "D:/TA/ItemList
DataCoba.csv", row.names=FALSE)

```

### Lampiran 4 Syntax Membuat Daftar Barang dalam Transaksi

```
data=read.csv("D:/TA/Data Transaksi Maret
2018.csv", header=T)
library(plyr)
library(dplyr)
#menggabungkan transaksi yang sama
datapembelian1=ddply(data, c("Name"),
function(df1)paste(df1$Transaction,collapse=","))
#menyimpan data dengan struktur apriori
write.table(datapembelian1,"D:/Daftar Barang Maret
2018.csv", sep=";", col.names=FALSE,
row.names=TRUE)
```

### Lampiran 5 Syntax Membuat Data Biner

```
m.pembelian=read.csv("D:/TA/Data Transaksi Maret
2018.csv", header=TRUE)
#membuat tabel pembelian
ntran=table(m.pembelian[,3])
nname=rownames(table(m.pembelian[,1]))
notran=nrow(ntran)
m.data=data.frame(matrix(0, nrow=notran,
ncol=(length(nname)+1)))
colnames(m.data)=c("Transaction",
rownames(table(m.pembelian[,1])))
    temp=1
    for (i in 1:notran)
    {
        for (j in 1:ntran[i])
        {
            m.data[i,1]=i
            m.data[i,
(which(nname==m.pembelian[temp,1])+1)]=1
            temp=temp+1
        }
    }
write.csv(m.data, "D:/TA/BinerData Maret 2018.csv",
row.names=FALSE)
```

## Lampiran 6 Syntax Algoritma Apriori

```

library(arules)
transaction=read.transactions(file="D:/TA/ItemList
Maret 2018.csv", rm.duplicates=TRUE,
                             sep=",")

size(head(transaction))
LIST(head(transaction))
#frequent item
rules_apriori<-apriori(transaction,
parameter=list(minlen=1, maxlen=1, supp=0.01,
target="frequent"))
df_rulesapriori<-as(rules_apriori,"data.frame")
View(df_rulesapriori)
library(arulesViz)
plot(rules)
plot(rules, method="graph",
control=list(type="items"))
itemFrequencyPlot(transaction, topN=5)
#2 itemset
rules_apriori2<-apriori(transaction,
parameter=list(minlen=3, maxlen=3, supp=0.0015,
target="frequent"))
df_rulesapriori2<-as(rules_apriori2,"data.frame")
View(df_rulesapriori2)
#semua itemset
rules_apriori0<-apriori(transaction,
parameter=list(minlen=1, count=500,
target="frequent"))
df_rulesapriori0<-as(rules_apriori0,"data.frame")
View(df_rulesapriori0)
#semua itemset minimal 2
rules_apriori02<-apriori(transaction,
parameter=list(minlen=2, supp=0.0015,
target="frequent"))
df_rulesapriori02<-as(rules_apriori02,"data.frame")
View(df_rulesapriori02)
#membuat rules
rules=apriori(transaction,
parameter=list(supp=0.01, confidence=0.05,
originalSupport=FALSE))
apr=as(rules,"data.frame")
View(apr)
rules_conf<-sort(rules, by="lift", decreasing=TRUE)
inspect(head(rules_conf))

```

## Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering

```

import pandas
import csv
#Data Transaksi
with open('D:/TA/ItemList Maret 2018.csv','r') as
file:
    rows = csv.reader(file,
                        delimiter = ',',
                        quotechar = '"')
    data = [data for data in rows] #data transaksi
#Data Barang
with open('D:/TA/Daftar Barang Maret 2018.csv','r')
as file:
    rowB = csv.reader(file)
    datab = [datab for datab in rowB] #data barang
# Treshold nya 4
k=4;
# total barang pada transaksi
totb=0;
# nilai
support=[];
# nilai
supp = 0
# penentuan data barang yang ada di data transaksi
p = False;
dataBa = [];
for b in range(1,len(datab)):
    for j in range(len(dataT)):
        for i in
range(len(dataT[j][0].split(","))):
            if datab[b][0] ==
dataT[j][0].split(",")[i]:
                dataBa.append(datab[b])
#data barang yg sesuai transaksi
                p = True
                break
        if p:
            p = False
            break

```

### Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering (lanjutan)

```

#penentuan support 1 kombinasi
for b in range(len(dataBa)):
    print(dataBa[b][0]) #data barang
    # pada transaksi
    for a in range(len(dataT)):
        # membandingkan barang pada barang di
transaksi
        for i in dataT[a][0].split(","):
            if dataBa[b][0] == i:

                totb=totb+1/len(dataT[a][0].split(","))
                break
    # menghitung nilai support
    supp = totb/len(dataT)
    support.append(supp)
    print(supp)
    print()
    totb = 0
# penentuan barang dengan nilai minimum support
databa2 = []
for b in range(len(dataBa)):
    if support[b] >= 0.0015: #min support 0.0015
        databa2.append(dataBa[b]) #data
barang untuk tahap 2 atau 2 kombinasi
# penentuan support >= minimum support
support2 = []
for b in range(len(dataBa)):
    if support[b] >= 0.0015: #min support 0.0015
        support2.append(support[b]) #data
support >= minimum support
support2
#mendapatkan hasil dalam list
y=sum(databa2, [])
z = list(zip(y,support2))
z
#mengurutkan dari support terbesar
def getKey(item):
    return item[1]
sorted(z, key=getKey, reverse=True)

```

### Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering (lanjutan)

```

# Penentuan support 2 kombinasi (mencari nilai
support)
cek = 0;
totb = 0;
miu = 0;
conf = 0;
confs = [];
supp2 = [[]]; #data support
totala = 0;
# barang pertama
for b in range(len(dataaba2)):
    supp2.append([])
    # barang kedua
    for c in range(b+1,len(dataaba2)):
        print(dataaba2[b][0])
        print(dataaba2[c][0])
        # pada transaksi
        for a in range(len(dataT)):
            for i in
dataT[a][0].split(","):
                                #pengecekan barang pada
transaksi apakah barang tersebut ada
                                if dataaba2[b][0] == i:
                                    cek=cek+1
                                    if len(
dataT[a][0].split(",")==1:#jika barang pada
transaksi cuma 1 berarti dia 0 karena ini 2
kombinasi
                                                totala=
totala+1
                                                elif len(
dataT[a][0].split(",")==2:#jika barang pada
transaksi cuma 2 berarti dia 1, karena cuma
menghasilkan 1 dari 2 kombinasi
                                totala=totala+1/2
                                                menghasilkan 3
dari 2 kombinasi contoh a b c kombinasinya yaitu
ab, ac, bc

```

### Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering (lanjutan)



## Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering (lanjutan)

```

totb=totb+1/3
miu=miu+1/3
totala=totala+1
elif len(
dataT[a][0].split(",")==4:#jika barang pada
transaksi cuma 4 berarti dia 1/6, karena cuma
menghasilkan 6 dari 2 kombinasi
totb=totb+1/6
miu=miu+1/4
totala=totala+1

cek = 0
# perhitungan nilai support
supp = totb/len(dataT)
if(supp!=0):
    conf = miu/totala
else:
    conf = 0;
#print(len(dataT))
confs.append(conf);
supp2[b].append(supp)
print(supp)
print(conf)
totb = 0
totala = 0
miu = 0

databa3 = []
totalsupp2 = 0
datasupp = []
e = 0
d = 0
for b in range(len(databa2)): # perulangan barang
    for c in range(len(supp2[b])):#len(supp2[b])
        merupakan size nya
        if supp2[b][c] >= 0.0015:
            #memasukkan data barang 2
            kombinasi ke array
            databa3.append(databa2[b][0])
            databa3.append(databa2[b+c][0])
            #data nilai support pada setiap
            2 kombinasi
            datasupp.append(supp2[b][c])

```

### Lampiran 7 Syntax Algoritma Fuzzy c-Covering (lanjutan)

```

#data nilai support pada setiap
2 kombinasi
    datasupp.append(supp2[b][c])
    #mengoutputkan data 2 kombinasi
dan data supportnya
    print(data2[b][0] + " , "+
data2[b+c][0])
    print(supp2[b][c])
    print(conf[s])
    d=d+1
    totalsupp2=totalsupp2+1
    e=e+1;
print()
print()
if totalsupp2==0:
    print("tidak ada nilai support yang
memenuhi")
else: print("memenuhi")

```

### Lampiran 8 Syntax Association Rules Networks

```

nodes <- read.csv("D:/TA/Hasil Data/Daftar Barang
Maret 2018.csv", header=F)
links <- read.csv("D:/TA/Hasil Data/Biner Data
Transpose Maret 2018.csv", header=T, row.names=1)
head(nodes)
head(links)
links <- as.matrix(links)
dim(links)
dim(nodes)

library(igraph)
net <- graph_from_incidence_matrix(links)
table(V(net)$Transaction)
net.bp <- bipartite_projection(net)
as_incidence_matrix(net) %*%
t(as_incidence_matrix(net))

```

## Lampiran 8 Syntax Association Rules Networks (lanjutan)

```

network<-plot(net.bp$proj1,
vertex.label.color="black", vertex.label.dist=0.5,
              vertex.size=4,
vertex.label=nodes$Names[!is.na(nodes$Names)],
              vertex.label.cex=0.5)
networks<-simplify(net.bp$proj1)
plot(networks, vertex.label.color="black",
vertex.label.dist=0.5,
      vertex.size=4,
vertex.label=nodes$Names[!is.na(nodes$Names)],
      vertex.label.cex=0.5)
V(networks)
E(networks)
gsize(networks)
gorder(networks)

#louvain
louvain <- cluster_louvain(networks)
modularity(louvain)
subg<-membership(louvain)
subg
size<-sizes(louvain)
size
member<-as.table(subg)
write.csv(member, "D:/TA/Hasil Data/Membership
Louvain.csv")
plot(louvain, networks, vertex.color =
membership(louvain),
      mark.groups = communities(louvain),
      edge.color = c("black", "red"),
      vertex.label=nodes$Names[!is.na(nodes$Names)],
      vertex.label.dist=0.5,
      vertex.size=4, vertex.label.cex=0.5)

#community 31
comm31 <- induced.subgraph(networks, subg == 31)
plot(comm31, vertex.label.color="black",
vertex.label.dist=0.5,
      vertex.size=4, vertex.label.cex=0.5)

```

**Lampiran 8 Syntax Association Rules Networks (lanjutan)**

```
#centrality community 31
library(CINNA)
pr_cent<-proper_centralities(networks)
dc31<-calculate_centralities(comm31, include =
pr_cent[10])
dc31
betweenness32<-as.data.frame(dc31)
write.csv(betweenness32, "D:/TA/ARN/degree.cent
comm 31.csv")

#pagerank community 31
pr31<-page_rank(comm31)
pr31
pagerank55<-as.data.frame(pr31$`vector`)
write.csv(pagerank55, "D:/TA/ARN/pagerank31.csv")
```

**Lampiran 9 Struktur Data Transaksi Maret 2018**

No.	Name	Quantity	Transaction
1	CLUB AIR MNRAL 600ML	1	1
2	DJISAMSOE KRETEK 16S **	1	2
3	PUCUK/H TEH MLATI500	2	3
:	:	:	:
24212	NICE M/PURPS TSSU200	1	12630

**Lampiran 10 Struktur Data Itemlist Maret 2018**

itemList
CLUB AIR MNRAL 600ML
DJISAMSOE KRETEK 16S **
PUCUK/H TEH MLATI500, CLUB AIR MNRAL 600ML, WOODS PEP.EXT/STRG15
:
BEAR BRAND STERIL189, NICE M/PURPS TSSU200

### Lampiran 11 Struktur Data Daftar Barang

Nama Barang
234 ROKOK KRT 12/PCS **
3AYAM MIE TLR KNG200
A&W DRINK SARSA 330
⋮
ZEE UP&GO STRAW 200

### Lampiran 12 Struktur Data Biner Maret 2018

<i>Transaction</i>	234 ROKOK KRT 12/PCS **	3AYAM MIE TLR KNG200	A&W DRINK SARSA 330	...	ZEE UP&GO STRAW 200
1	0	0	0	...	0
2	0	0	0	...	0
3	0	0	0	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12630	0	0	0	0	0

**Lampiran 13** *Network of Products*

**Lampiran 14** *Louvain*

**Lampiran 15** *Community 31*



**Lampiran 16** *Community 32*

**Lampiran 17** *Community* 34

**Lampiran 18** *Community 35*

**Lampiran 19** *Community* 36

**Lampiran 20** *Community* 39

**Lampiran 21** *Community* 45

**Lampiran 22** *Community* 51

**Lampiran 23** *Community* 52



**Lampiran 24** *Community* 55

**Lampiran 25** Hasil *Frequent 1 Itemset* Algoritma *Apriori*

No.	Item	Support	Count
1	CLUB AIR MNRAL 600ML	0.084798	1071
2	AQUA AIR MINERAL 600	0.080839	1021
3	CLUB AIR MNRL 1500ML	0.056849	718
4	AQUA AIR MINERAL1500	0.036896	466
5	GG SURYA FLTR MRH12S **	0.036738	464
6	PUCUK/H TEH MLATI350	0.0346	437
7	ULTRA UHT CHOCO 250M	0.032462	410
8	ADES AIR MINERAL 600	0.026128	330
9	ULTRA UHT STRAW 250M	0.021061	266
10	PUCUK/H TEH MLATI500	0.020903	264
11	SAMPOERNA MILD 16'S **	0.019398	245
12	LE MINERALE 600ML	0.018686	236
13	BEAR BRAND STERIL189	0.017656	223
14	BENG-BENG CHOCO 22G	0.017419	220
15	POCARI SWEAT 500ML	0.014806	187
16	NESTLE PURE LIFE 600	0.013698	173
17	F/FLAG COKLT TPK 225	0.013618	172
18	ULTRA PLAIN SLIM250M	0.013381	169
19	SPRITE PET 390 ML	0.012272	155
20	PUCUK/H TEH L/SGR350	0.012193	154
21	HYDRO COCO 250ML	0.011876	150
22	NU MILK TEA 330ML	0.01156	146
23	ULTRA TEH KOTAK 200	0.01156	146
24	F/FLAG STRWB TPK 225	0.011322	143
25	F/F L/FAT COK TPK225	0.011322	143
26	FF COCONUT TPK 225ML	0.010768	136

**Lampiran 26** Hasil *Frequent 2 Itemset* Algoritma *Apriori*

No.	<i>Items</i>	<i>support</i>	<i>count</i>
1	{CLUB AIR MNRAL 600ML, F/FLAG COKLT TPK 225}	0.001741884	22
2	{ULTRA PLAIN SLIM250M, AQUA AIR MINERAL 600}	0.001741884	22
3	{CLUB AIR MNRAL 600ML, BENG- BENG CHOCO 22G}	0.001583531	20
4	{ULTRA UHT CHOCO 250M, ULTRA UHT STRAW 250M}	0.001821061	23
5	{ULTRA UHT STRAW 250M, CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.002058591	26
6	{ULTRA UHT CHOCO 250M, CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.002375297	30
7	{ULTRA UHT CHOCO 250M, AQUA AIR MINERAL 600}	0.001979414	25
8	{CLUB AIR MNRL 1500ML, PUCUK/H TEH MLATI350}	0.001504355	19
9	{CLUB AIR MNRAL 600ML, PUCUK/H TEH MLATI350}	0.002454473	31
10	{AQUA AIR MINERAL 600, PUCUK/H TEH MLATI350}	0.001821061	23
11	{AQUA AIR MINERAL 600, AQUA AIR MINERAL1500}	0.002375297	30
12	{CLUB AIR MNRAL 600ML, CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.003642122	46
13	{CLUB AIR MNRL 1500ML, AQUA AIR MINERAL 600}	0.001900238	24
14	{CLUB AIR MNRAL 600ML, AQUA AIR MINERAL 600}	0.002692003	34

**Lampiran 27** Rules dengan *Support* 0,01 atau *Confidence* 0,05

<i>No.</i>	<i>Rules</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
1	{F/F L/FAT COK TPK225} => {BENG-BENG CHOCO 22G}	0.000792	0.06993	4.01
2	{F/FLAG COKLT TPK 225} => {BENG-BENG CHOCO 22G}	0.000713	0.052326	3.00
3	{PUCUK/H TEH L/SGR350} => {PUCUK/H TEH MLATI350}	0.001188	0.097403	2.82
4	{F/FLAG COKLT TPK 225} => {PUCUK/H TEH MLATI500}	0.000792	0.05814	2.78
5	{ULTRA UHT STRAW 250M} => {ULTRA UHT CHOCO 250M}	0.001821	0.086466	2.66
6	{ULTRA UHT CHOCO 250M} => {ULTRA UHT STRAW 250M}	0.001821	0.056098	2.66
7	{FF COCONUT TPK 225ML} => {SAMPOERNA MILD 16'S **}	0.000554	0.051471	2.65
8	{ULTRA PLAIN SLIM250M} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001742	0.130178	1.61
9	{FF COCONUT TPK 225ML} => {ULTRA UHT CHOCO 250M}	0.000554	0.051471	1.59
10	{SPRITE PET 390 ML} => {AQUA AIR MINERAL1500}	0.000713	0.058065	1.57
11	{SAMPOERNA MILD 16'S **} => {GG SURYA FLTR MRH12S **}	0.001108	0.057143	1.56

**Lampiran 27** Rules dengan *Support* 0,01 atau *Confidence* 0,05  
(Lanjutan)

<i>No.</i>	<i>Rules</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
12	{BENG-BENG CHOCO 22G} => {ULTRA UHT CHOCO 250M}	0.000871	0.05	1.54
13	{F/FLAG COKLT TPK 225} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.001742	0.127907	1.51
14	{FF COCONUT TPK 225ML} => {PUCUK/H TEH MLATI350}	0.000554	0.051471	1.49
15	{F/F L/FAT COK TPK225} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001267	0.111888	1.38
16	{ULTRA PLAIN SLIM250M} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.00095	0.071006	1.25
17	{F/F L/FAT COK TPK225} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.001188	0.104895	1.24
18	{NU MILK TEA 330ML} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001108	0.09589	1.19
19	{ULTRA TEH KOTAK 200} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001108	0.09589	1.19
20	{ULTRA UHT STRAW 250M} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.002059	0.097744	1.15
21	{ULTRA TEH KOTAK 200} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.001108	0.09589	1.13
22	{FF COCONUT TPK 225ML} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.00095	0.088235	1.09

**Lampiran 27** Rules dengan *Support* 0,01 atau *Confidence* 0,05  
(Lanjutan)

<i>No.</i>	<i>Rules</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
23	{NU MILK TEA 330ML} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.000713	0.061644	1.08
24	{BENG-BENG CHOCO 22G} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.001584	0.090909	1.07
25	{ULTRA PLAIN SLIM250M} => {CLUB AIR MNRL 600ML}	0.001188	0.088757	1.05
26	{FF COCONUT TPK 225ML} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.000633	0.058824	1.03
27	{POCARI SWEAT 500ML} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.000871	0.058824	1.03
28	{ } => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.056849	0.056849	1.00
29	{ } => {CLUB AIR MNRL 600ML}	0.084798	0.084798	1.00
30	{ } => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.080839	0.080839	1.00
31	{BEAR BRAND STERIL189} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001425	0.080717	1.00
32	{F/FLAG STRWB TPK 225} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.00095	0.083916	0.99
33	{ULTRA TEH KOTAK 200} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.000633	0.054795	0.96
34	{FF COCONUT TPK 225ML} => {CLUB AIR MNRAL 600ML}	0.000871	0.080882	0.95

**Lampiran 27** Rules dengan *Support* 0,01 atau *Confidence* 0,05  
(Lanjutan)

<i>No.</i>	<i>Rules</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
35	{BEAR BRAND STERIL189} => {CLUB AIR MNRL 1500ML}	0.00095	0.053812	0.95
36	{HYDRO COCO 250ML} => {CLUB AIR MNRL 600ML}	0.00095	0.08	0.94
37	{POCARI SWEAT 500ML} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001108	0.074866	0.93
38	{SPRITE PET 390 ML} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.000871	0.070968	0.88
39	{ULTRA UHT CHOCO 250M} => {CLUB AIR MNRL 600ML}	0.002375	0.073171	0.86
40	{PUCUK/H TEH MLATI500} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001425	0.068182	0.84
41	{PUCUK/H TEH MLATI350} => {CLUB AIR MNRL 600ML}	0.002454	0.070938	0.84
42	{HYDRO COCO 250ML} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.000792	0.066667	0.82
43	{AQUA AIR MINERAL1500} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.002375	0.064378	0.80
44	{ULTRA UHT STRAW 250M} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001346	0.06391	0.79
45	{BENG-BENG CHOCO 22G} => {AQUA AIR MINERAL 600}	0.001108	0.063636	0.79

**Lampiran 27** *Rules* dengan *Support* 0,01 atau *Confidence* 0,05  
(Lanjutan)

<i>No.</i>	<i>Rules</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
46	{ CLUB AIR MNRL 1500ML } => { CLUB AIR MNRAL 600ML }	0.003642	0.064067	0.76
47	{ ULTRA UHT CHOCO 250M } => { AQUA AIR MINERAL 600 }	0.001979	0.060976	0.75
48	{ F/FLAG COKLT TPK 225 } => { AQUA AIR MINERAL 600 }	0.000792	0.05814	0.72
49	{ F/FLAG STRWB TPK 225 } => { AQUA AIR MINERAL 600 }	0.000633	0.055944	0.69
50	{ SPRITE PET 390 ML } => { CLUB AIR MNRAL 600ML }	0.000713	0.058065	0.68
51	{ PUCUK/H TEH MLATI500 } => { CLUB AIR MNRAL 600ML }	0.001188	0.056818	0.67
52	{ PUCUK/H TEH MLATI350 } => { AQUA AIR MINERAL 600 }	0.001821	0.052632	0.65
53	{ LE MINERALE 600ML } => { CLUB AIR MNRAL 600ML }	0.001029	0.055085	0.65
54	{ NU MILK TEA 330ML } => { CLUB AIR MNRAL 600ML }	0.000633	0.054795	0.65
55	{ PUCUK/H TEH L/SGR350 } => { AQUA AIR MINERAL 600 }	0.000633	0.051948	0.64



**Lampiran 28** Hasil *Frequent 1 Itemset* Algoritma *Fuzzy c-Covering*

No.	Nama Barang	Support
1	CLUB AIR MNRAL 600ML	0,054155
2	AQUA AIR MINERAL 600ML	0,04574
3	CLUB AIR MNRL 1500ML	0,0341
4	GG SURYA FLTR MRH12S **	0,02583
5	AQUA AIR MINERAL1500ML	0,020914
6	ULTRA UHT CHOCO 250ML	0,019408
7	PUCUK/H TEH MLATI350ML	0,019292
8	ADES AIR MINERAL 600ML	0,014582
9	SAMPOERNA MILD 16'S **	0,013668
10	PUCUK/H TEH MLATI500ML	0,011908
11	LE MINERALE 600ML	0,01144
12	ULTRA UHT STRAW 250ML	0,011234

*(Halaman ini sengaja dikosongkan.)*

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Zumarsiyah Mahsyari, yang akrab disapa dengan panggilan Zumar ini lahir di Jakarta pada 12 Desember 1996. Penulis merupakan anak keempat dari empat bersaudara, dari pasangan (Alm.) Djimin dan Sriyati. Penulis telah menempuh pendidikan di Kota Tangerang selama tahun 2001 hingga 2014, yakni di TKIT Gema Ilahi, SDN Sukasari 7, SMPN

2 Tangerang, dan SMAN 8 Tangerang.

Setelah lulus dari SMAN 8 Tangerang pada tahun 2014, penulis melanjutkan studi di Departemen Statistika ITS melalui jalur SNMPTN. Selama menjadi mahasiswa ITS, penulis aktif berkontribusi di berbagai organisasi, antara lain *Professional Statistic* (PSt) HIMASTA-ITS 2015/2016 sebagai staf Operasional, FORSIS-ITS 2015-2016 sebagai staf Media, BEM ITS 2015/2016 sebagai staf Kementerian Perekonomian, BEM FMIPA ITS 2016/2017 sebagai Ketua Tim Penelitian dan Pengembangan, dan Ikatan Himpunan Mahasiswa Statistika Indonesia (IHMSI) 2016/2018 sebagai Kepala Bidang Pengembangan Organisasi. Selain itu, penulis juga aktif menjadi bagian dari sejumlah kepanitiaan. Beberapa di antaranya adalah *National Economic Symposium* (NES) 2015, Pekan Raya Statistika (PRS) 2016, dan *Indonesia Statistic Conference and Olympiad* (ISCO) 2017.

Penulis yang bercita-cita ingin menjadi seorang *data scieecetist* ini, juga memiliki ketertarikan di bidang menulis. Prestasi yang telah diraih penulis selama masa perkuliahan antara lain 10 Cerpen Terbaik “Menulis Inspiratif” oleh Gamedia Utama pada tahun 2015 dan PKM Penelitian Didanai oleh Kemenristekdikti pada tahun 2018. Selain itu, penulis juga

pernah menghadiri *International Conference Postgraduate School (ICPS)* 2018 sebagai *presenter* untuk mempublikasikan salah satu penelitiannya. Saat ini penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “*Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori, Algoritma Fuzzy c-Coverring, dan Association Rules Networks*”.

Demikian biodata penulis yang dapat disampaikan. Apabila pembaca ingin menyampaikan kritik dan saran, serta berdiskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, maka pembaca dapat menghubungi penulis dengan mengirimkan email ke [zm.mahsyari@gmail.com](mailto:zm.mahsyari@gmail.com).